



UNIVERSIDAD DE CUENCA

Facultad de Ingeniería

Carrera de Ingeniería de Sistemas

**Aplicación de ‘Aprendizaje Profundo’ para el pronóstico de
precipitación a partir de datos de reflectividad de radar
meteorológico**

*Trabajo de titulación previo a la obtención
del Título de Ingeniero de Sistemas*

Autor:

Alberto Steven Godoy Mendía – CI: 0105710727

Director:

Ing. Angel Oswaldo Vázquez Patiño MSc – CI: 0105725634

Codirector:

Ing. Lenin Vladimir Campozano Parra PhD – CI: 0102677200

Cuenca-Ecuador

04/02/2019



RESUMEN

Los estudios publicados sobre el pronóstico de lluvia utilizando técnicas de Aprendizaje Profundo en la región de América del Sur son muy escasos. Las redes de monitoreo hidrometeorológicas disponibles, por lo general redes de pluviómetros, no han proporcionado datos suficientes para lograr resultados satisfactorios en la predicción de estos patrones (Bendix et al., 2017). En este trabajo se aplican técnicas de Aprendizaje Profundo para enfrentar la problemática. Existiendo en Ecuador una red de radares meteorológicos, RadarNet-Sur, se encontró la posibilidad de aplicar dichas técnicas para el análisis de la información recogida por la red y proponer una metodología para el pronóstico de lluvia. La metodología presentada consta de tres pasos, predicción de imágenes de radar con técnicas de Aprendizaje Profundo, transformación de la salida del primer paso a términos de precipitación, e, interpretación de los resultados obtenidos. Los resultados se prestan a discusión de cómo mejorar la calidad de la predicción obtenida. Esto, a pesar de trabajar con un conjunto de datos limitado, permite la discusión de la factibilidad de usar Aprendizaje Profundo para reproducir la dinámica de movimiento de nubes y pronóstico inmediato de lluvia aunque existe amplia posibilidad de mejorar el modelo en caso de trabajar con un conjunto de datos más grande. Sin embargo, el modelo no es aplicable inmediatamente debido a que el mismo no aprende la totalidad de relaciones y patrones existentes para el conjunto de prueba. Por esto se discuten algunas soluciones a realizar en trabajos futuros que podrían mejorar notablemente el rendimiento del modelo.

Palabras clave: Aprendizaje profundo. Aprendizaje de máquinas. Pronóstico inmediato. Redes neuronales convolucionales. LSTM.



ABSTRACT

The studies published on rain forecasting in the South American region using Deep Learning techniques are very scarce. The available hydrometeorological monitoring networks, usually rain gauge networks, have not provided sufficient data to achieve satisfactory results in the prediction of these patterns (Bendix et al., 2017). In this work, Deep Learning techniques are applied to face this problem. Using information collected from a network of meteorological radars that exist in Ecuador, RadarNet-Sur, this work applies deep learning techniques to the mentioned information and proposes a methodology for rain forecasting. The methodology presented consists of three steps, radar image prediction with Deep Learning techniques, a transformation of the former's output to precipitation terms, and, interpretation of the results obtained. The results lend themselves to a discussion of how to improve the quality of the prediction obtained. This, despite working with a limited data set, so that there is a possibility of improving the model if working with a representative set. However, the model is not immediately applicable because it does not learn all the existing relationships and patterns for the test set. This is why some solutions to be carried out in future works are discussed that could significantly improve the performance of the model.

Keywords: Deep learning, Machine learning, Nowcasting, Convolutional neural networks, LSTM.



ÍNDICE DE CONTENIDOS

RESUMEN	2
ÍNDICE DE CONTENIDOS	4
ÍNDICE DE TABLAS	6
ÍNDICE DE FIGURAS.....	6
CLÁUSULA DE PROPIEDAD INTELECTUAL	8
AGRADECIMIENTOS	9
DEDICATORIA.....	10
Capítulo 1 . Introducción	11
1.1 Motivación	12
1.2 Objetivo General	13
1.3 Objetivos Específicos.....	13
1.4 Estructura del documento	13
Capítulo 2 . Marco Teórico	15
2.1 Aprendizaje de Máquinas.....	15
2.1.1 Redes Neuronales Artificiales (ANN).....	15
2.2 Aprendizaje Profundo.....	19
2.3 Redes Neuronales Convolucionales.....	22
2.4 Long Short-Term Memory	26
2.5 Radar meteorológico CAXX.....	29
2.5.1 Relación reflectividad-precipitación (Z-R relationships).....	31
2.5.2 Formato y contenido de los archivos proporcionados por el radar CAXX 32	
2.5.3 Problemas de radar	33
Capítulo 3 . Estado del Arte	36
3.1 Uso de Aprendizaje de Máquinas y Aprendizaje Profundo en clima y meteorología	36
3.2 Aprendizaje Profundo para predicción.....	37
3.2.1 Técnicas de regularización.....	40
3.2.2 Interpretación de Aprendizaje Profundo y descubrimiento del conocimiento.....	40
3.3 Estudio en América del Sur	41
Capítulo 4 . Metodología para predicción de precipitación con aplicación de Aprendizaje Profundo	41



4.1	Predicción de imágenes futuras de radar	42
4.2	Transformación de reflectividad en precipitación	43
4.3	Agrupamiento y procesamiento de la información obtenida.....	43
Capítulo 5 . Resultados de la Aplicación de la Metodología propuesta		44
5.1	Área de estudio	44
5.2	Datos y preprocesamiento.....	45
5.3	Aplicación de la metodología	47
5.3.1	Predicción de imágenes futuras de radar	47
5.3.2	Transformación de reflectividad a precipitación.....	52
5.3.3	Evaluación e interpretación de los datos obtenidos en la transformación de reflectividad a precipitación.....	52
5.4	Problemas encontrados durante el entrenamiento.....	53
5.4.1	Datos para el entrenamiento	53
5.4.2	Capacidad computacional necesaria para entrenar el modelo	54
Capítulo 6 . Conclusiones y Trabajo Futuro		55
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS		58



ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 2.1. Sistemas de radar usados en la red RadarNet-Sur. Fuente: (Bendix et al., 2017).	31
Tabla 2.2. Conversión de factor de reflectividad de radar (z) a decibeles de reflectividad (Z). Fuente: (Muller, n.d.)	32

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 2.1. Modelo de neurona artificial. Fuente: (He & Xu, 2009)	17
Figura 2.2. Clasificación de arquitecturas de Redes Neuronales Artificiales.. Fuente: (Jain, Mao, & Mohiuddin, 1996)	18
Figura 2.3. Relación entre diferentes disciplinas dentro de la Inteligencia Artificial. Los cuadros sombreados indican componentes que son capaces de aprender de la información. Fuente: (Goodfellow, Bengio, & Courville, 2016)	20
Figura 2.4. Arquitectura tradicional de Redes Neuronales Convolucionales.....	23
Figura 2.5. Funcionamiento de la operación de convolución de una imagen de entrada con un filtro.....	24
Figura 2.6. Resultado de la convolución de un filtro con una imagen de entrada.	24
Figura 2.7. Funcionamiento de una capa de agrupamiento máximo (max pooling layer)...25	
Figura 2.8. a) conexiones de una red neuronal sin la aplicación de la técnica de 'dropout'. b) conexiones de la misma red, utilizando la técnica de 'dropout'. Fuente: (Srivastava et al., 2014).	26
Figura 2.9. a) Celda de una Red Neuronal Recurrente tradicional. b) Celda de una Red Recurrente del tipo LSTM. Fuente: (Olah, 2015).	28
Figura 2.10. a) forget gate. b) input gate. c) Modificación de la celda de estado con input gate y forget gate. D) output gate y ht (salida) Fuente: (Olah, 2015).	29
Figura 2.11. Ubicación geográfica de los radares y alcance de los mismos. Las estaciones indicadas son operadas por el INAMHI, la Universidad de Cuenca, la Universidad Técnica Particular de Loja (UTPL), ETAPA-EP y el programa de investigación alemán PAK823-825. Fuente: (Bendix et al., 2017).....	30
Figura 2.12. Haz generado por la interferencia de una montaña con el radar.	35
Figura 3.1. Estructura de las redes utilizadas para la predicción. Fuente: (Shi et al., 2015)	39
Figura 4.1. Flujo de la metodología propuesta.....	41
Figura 4.2. Estructura de los tensores utilizados como entradas para la red. Fuente: (Shi et al., 2015)	42
Figura 5.1. Área de cobertura total del radar (100km), área en el que las lecturas del radar son confiables (60km) y, área de estudio en este trabajo.	45
Figura 5.2. Comparación de la salida del modelo con la salida deseada. Se aprecia que la salida del modelo no representa el patrón de la salida deseada.	50
Figura 5.3. Comparación de las salidas del modelo con las salidas deseadas en donde se aprecia que las salidas del modelo han capturado las relaciones y patrones esperados.....	51
Figura 5.4. Distribución de los archivos y la cantidad de información que aportan para el entrenamiento del modelo.....	¡Error! Marcador no definido.



CLÁUSULA DE LICENCIA Y AUTORIZACIÓN PARA LA PUBLICACIÓN EN EL REPOSITORIO INSTITUCIONAL

Cláusula de licencia y autorización para publicación en el Repositorio Institucional

Alberto Steven Godoy Mendía en calidad de autor/a y titular de los derechos morales y patrimoniales del trabajo de titulación "Aplicación de 'Aprendizaje Profundo' para el pronóstico de precipitación a partir de datos de reflectividad de radar meteorológico", de conformidad con el Art. 114 del CÓDIGO ORGÁNICO DE LA ECONOMÍA SOCIAL DE LOS CONOCIMIENTOS, CREATIVIDAD E INNOVACIÓN reconozco a favor de la Universidad de Cuenca una licencia gratuita, intransferible y no exclusiva para el uso no comercial de la obra, con fines estrictamente académicos.

Asimismo, autorizo a la Universidad de Cuenca para que realice la publicación de este trabajo de titulación en el repositorio institucional, de conformidad a lo dispuesto en el Art. 144 de la Ley Orgánica de Educación Superior.

Cuenca, 04 de febrero de 2019

Alberto Steven Godoy Mendía

C.I: 0105710727



CLÁUSULA DE PROPIEDAD INTELECTUAL

Cláusula de Propiedad Intelectual

Alberto Steven Godoy Mendiá, autor/a del trabajo de titulación "Aplicación de 'Aprendizaje Profundo' para el pronóstico de precipitación a partir de datos de reflectividad de radar meteorológico", certifico que todas las ideas, opiniones y contenidos expuestos en la presente investigación son de exclusiva responsabilidad de su autor/a.

Cuenca, 04 de febrero de 2019

Alberto Steven Godoy Mendiá

C.I: 0105710727



AGRADECIMIENTOS

Al Ing. Lenin Campozano PhD, por haberme confiado realizar el estudio presentado en este trabajo, por las enseñanzas y consejos que me brindó durante este trabajo de titulación.

Al Ing. Angel Vázquez MSc, por su apoyo, guía y consejos durante la realización de este trabajo de titulación.

Al Departamento de Recursos Hídricos y Ciencias Ambientales (iDRHiCA) de la Universidad de Cuenca, por haber puesto a mi disposición la información necesaria para la implementación y evaluación de este trabajo.

A la Ing. Johanna Orellana MSc, por haberme asesorado en el entendimiento de la información esencial para esta tesis.

A la Rama Estudiantil IEEE, por haberme permitido desarrollarme personal y profesionalmente en mi vida universitaria.

A todos mis compañeros, amigos y familiares, por haberme dado el apoyo para continuar día a día.

A la Facultad de Ingeniería y a la Universidad de Cuenca, por prepararme, con buenos valores, para la vida profesional.



DEDICATORIA

A mis padres Eliberto y Judith, mi ejemplo a seguir, nunca han dejado de apoyarme para que pueda conseguir las metas que me he planteado.

A mis hermanos Alex y Joseph, que siempre han sido y serán mi apoyo y motivación.

A mis compañeros de carrera y amigos Pedro y David, a Samuel, a Carolina, a Santiago y a Valeria, con quienes compartí malos y buenos momentos a lo largo de mi carrera universitaria. Juntos aprendimos que el trabajo en equipo permite llegar más lejos y que la amistad es invaluable.

A mis tutores, Ángel Vázquez y Lenin Campozano, que compartieron conmigo una parte de su conocimiento y sabiduría para facilitar el proceso de realización de mi trabajo de titulación.

A todos mis amigos de la Rama Estudiantil IEEE, el camino se disfruta mucho más cuando existe buena compañía.

A la Universidad de Cuenca, mi segundo hogar, aquí conocí personas maravillosas que aportaron para mi crecimiento académico y personal, y encontré la motivación para luchar por las metas que me había propuesto.

Steven



Capítulo 1 . Introducción

Muchos fenómenos naturales presentan desafíos para la sociedad (contaminación del aire, terremotos, consumo de recursos como comida y agua, clima, entre otros), y la búsqueda de soluciones para estos desafíos involucra varias disciplinas (física, química, geología, hidrología, etc.). Sin embargo, el crecimiento en la recolección y almacenamiento de información hidrometeorológica ha permitido que la tecnología también pueda formar parte en esta búsqueda.

Particularmente, para la predicción de clima, y específicamente para el pronóstico de la lluvia, existen varios retos: 1) objetos con límites irregulares, 2) estructura espacio-temporal, 3) alta dimensionalidad, 4) heterogeneidad en espacio y tiempo, 5) fenómenos extremos, entre otros. Con respecto a la recolección de datos existen varias problemáticas, como la resolución de los datos y el ruido, información incompleta e incertidumbre. Con respecto al pronóstico, existen varias técnicas que intentan solucionar la problemática, de los cuales el modelado computacional es la más avanzada de las técnicas y, en la actualidad, la que mayor investigación abarca.

De este modo, el presente trabajo propone una metodología para el pronóstico de lluvia a partir de imágenes del radar meteorológico ubicado a la mayor altura en el mundo, utilizando técnicas de Aprendizaje Profundo (*Deep Learning*).

El pronóstico de lluvia ha sido siempre un desafío para la humanidad ya que la capacidad de deducir o predecir las condiciones climáticas a corto o largo plazo podrían eliminar, o al menos reducir, el impacto de fenómenos naturales como tormentas, inundaciones, deslizamientos de tierra provocados por precipitaciones, entre otros.

Las redes de radares meteorológicos ofrecen una solución viable a la problemática mencionada. En países industrializados, como Estados Unidos, las redes de radares son altamente especializadas, e incluso son desplegadas en el sector de la educación. Sin embargo, estas redes de radares son costosas y no son asequibles para países en vías de desarrollo como los

países en América del Sur (Bendix et al., 2017). No obstante, mediante un programa de investigación alemán, se implementó una red de radares meteorológicos en el sur del Ecuador, llamada RadarNet-Sur (Bendix et al., 2017), que consta de tres radares que monitorean la región Sur del país.

Se ha demostrado que la alta variabilidad de las tasas de precipitación en la región mencionada, junto con las redes de instrumentos existentes previo a la implementación de la red de radares no permiten encontrar modelos o patrones que permitan pronosticar la precipitación (Bendix et al., 2017).

Con estos antecedentes, en este trabajo se propone una metodología para generar pronósticos de lluvia en una zona de páramos, donde la dinámica del tiempo meteorológico es muy compleja. La metodología se basa en la predicción de imágenes futuras del radar CAXX con técnicas de Aprendizaje Profundo y la transformación de los valores de reflectividad en valores de precipitación utilizando relaciones Z-R. Además, se discuten los usos que se pueden dar a los resultados obtenidos.

1.1 Motivación

- El pronóstico de lluvia permite eliminar o, al menos, reducir el impacto de fenómenos naturales como inundaciones y deslizamientos. Pero también ayuda a planificar la utilización de recursos naturales.
- Al momento de la realización de este trabajo, no se ha encontrado investigación publicada que relacione el Aprendizaje Profundo con el pronóstico de lluvia en la región sur del Ecuador, incluso no se ha encontrado investigación publicada en la región de América del Sur. Por lo tanto, explorar la aplicación de técnicas de Aprendizaje Profundo para el pronóstico de lluvia representa una primera aproximación a la manipulación de la información recolectada con uno de los radares de la red RadarNet-Sur (radar CAXX).
- El radar CAXX utilizado en el presente trabajo, está ubicado en el cerro Paragüillas, a una altura de 4450 msnm. Siendo el radar meteorológico ubicado a más altura al momento a nivel mundial (Bendix et al., 2017;



Orellana-Alvear et al., 2017) y cuyos datos aún no han sido utilizados en estudios parecidos.

Ya que no existe manipulación previa de los datos del radar CAXX, no existe tampoco una metodología, técnicas o procedimientos que permitan obtener pronósticos de lluvia, a partir de las lecturas de radar, para que sea usada por usuarios para la toma de decisiones. Es así que se ha propuesto una metodología para el pronóstico de precipitación. Esta metodología consta de tres pasos principales: 1) predicción de imágenes futuras de radar, a partir del entrenamiento de una Red Neuronal Profunda con datos recolectados por el radar, 2) Procesamiento de las imágenes resultantes y cálculo de tasas de precipitación mediante la aplicación de fórmulas matemáticas que relacionan la reflectividad y la precipitación y 3) Evaluación de los resultados obtenidos en el paso 2).

En este trabajo se evalúa la aplicación de la metodología presentada teniendo en cuenta que se trata de la primera aproximación a la manipulación de los datos del radar CAXX.

1.2 Objetivo General

El objetivo general de este trabajo de titulación es evaluar la aplicación de Aprendizaje Profundo para obtener pronósticos de precipitación a partir de observaciones de radar CAXX.

1.3 Objetivos Específicos

- Desarrollar una arquitectura de una red profunda en función de métricas de predicción.
- Identificar los posibles usos que pueden darse a los resultados obtenidos.

1.4 Estructura del documento

El presente documento consta de seis partes fundamentales, distribuidas de la siguiente manera:



Capítulo 1. Introducción, se realiza la presentación del trabajo dando una idea amplia sobre la motivación para realizar el estudio, objetivo general, y objetivos específicos.

Capítulo 2. Marco teórico, se explican los conceptos necesarios para un mejor entendimiento del lector de los temas a tratar.

Capítulo 3. Estado del arte, incluye el estado actual de la investigación en pronóstico de precipitación, las técnicas utilizadas y los resultados que han entregado dichos estudios.

Capítulo 4. Metodología para pronóstico de lluvia con aplicación de Aprendizaje Profundo. Se presenta en detalle la metodología propuesta, los datos de entrada y los datos de salida de cada paso y cómo se relacionan con el objetivo general.

Capítulo 5. Resultados de la Aplicación de la metodología propuesta, se presentan los resultados de la aplicación de la metodología con datos reales disponibles, las dificultades encontradas y posibles soluciones a considerar.

Capítulo 6. Conclusiones y trabajo futuro.



Capítulo 2 . Marco Teórico

La Inteligencia Artificial (IA), el Aprendizaje de Máquinas (*Machine Learning*), las Redes Neuronales Artificiales, y Aprendizaje Profundo (Deep Learning) están fuertemente ligados, y tener claros estos conceptos son necesarios para la correcta interpretación de los resultados presentados. Este capítulo explica esos conceptos y demás conocimientos fundamentales necesarios para el desarrollo del trabajo.

2.1 Aprendizaje de Máquinas

El término Aprendizaje de Máquinas (*Machine Learning*) en sí no se acuñó por un determinado autor con la presentación de un trabajo, fue, más bien, un término que nació después de varios años del estudio de la Inteligencia Artificial.

El Aprendizaje de Máquinas es la colección de técnicas, algoritmos o procedimientos que permiten que un sistema tome decisiones para las que no está explícitamente programado, después de haber pasado un proceso de 'entrenamiento', en el cual, se modifica la estructura interna del programa para ajustar sus parámetros, de modo que pueda reaccionar a nuevos valores.

2.1.1 Redes Neuronales Artificiales (ANN)

Aunque en 1943, fue escrito un modelo matemático de Redes Neuronales por (McCulloch & Pitts, 1943), no fue hasta 1958 que Franz Rosenblatt propuso el perceptrón, la unidad más básica de procesamiento de las Redes Neuronales, y que impulsó el estudio e investigación de las Redes Neuronales Artificiales (Rosenblatt, 1958).

Después de esto, las Redes Neuronales han pasado varias etapas, incluyendo algunas donde se abandonó la investigación de las mismas por diferentes problemas, e.g. capacidad computacional insuficiente para el procesamiento, incapacidad de procesar ciertos modelos como el O exclusivo (Minsky & Papert, 1972). Sin embargo, en la actualidad la mayoría de estos problemas se

han solucionado, y las Redes Neuronales Artificiales y todas sus variantes continúan siendo un campo de investigación que abarca a una gran comunidad

La investigación neurológica indica que el cerebro humano es un sistema de red de procesamiento de información formado por la conexión compleja y mutua de un gran número de unidades básicas (neuronas biológicas) y el sistema de red es altamente complejo, no lineal e incierto y tiene un procesamiento paralelo. Cada célula neuronal es una unidad simple de procesamiento de información, cuyo estado está determinado por las condiciones propias y el entorno externo.

Tiene un mecanismo de transformación de entrada-salida definido. El cerebro humano tiene capacidades como la memorización, el razonamiento lógico y el pensamiento, la percepción y el aprendizaje del entorno, la evolución con el entorno, entre otras. Por lo tanto, al imitar la estructura organizativa y la mecánica de ejecución del cerebro humano, se buscan nuevos métodos de denotación, almacenamiento y procesamiento de la información y construir un nuevo sistema de procesamiento de la información, que esté más cerca de la inteligencia humana, para resolver los problemas que son difíciles de resolver mediante el uso de métodos tradicionales (He & Xu, 2009). Es por ello que se han desarrollado e investigado en el campo de Redes Neuronales Artificiales (ANN – por sus siglas en inglés *Artificial Neural Networks*).

Las redes neuronales artificiales son herramientas útiles que se han aplicado con éxito en una amplia gama de problemas de procesamiento de señales. Desde una perspectiva de procesamiento de señales, su capacidad de adaptarse continuamente a nuevos datos les permite rastrear los cambios en una señal en el tiempo, y su capacidad de aprender de datos arbitrarios y ruidosos les permite resolver problemas que no se pueden manejar adecuadamente con algunos de las técnicas estadísticas convencionales (Abraham, 2005).

- **Modelo matemático de una neurona**

La neurona es la unidad de procesamiento de información más esencial de la red neuronal (He & Xu, 2009). En general, el modelo matemático se puede representar como en la figura. 2.1.

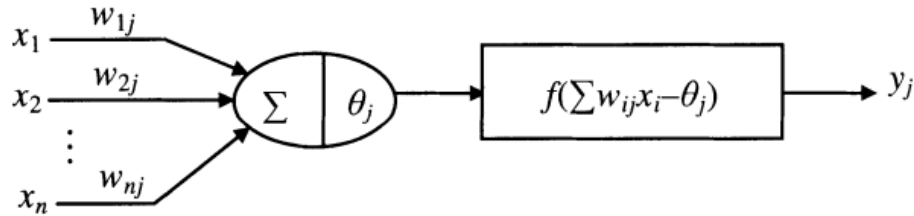


Figura 2.1. Modelo de neurona artificial. Fuente: (He & Xu, 2009)

Donde x_i ($i = 1, 2, \dots, n$) son las señales de entrada de n neuronas externas a una neurona j ; w_{ij} es el peso de la conexión entre la neurona externa i y la neurona j ; θ_j es el umbral de activación de la neurona j ; f es la función de activación (también llamada función de efecto, generalmente no lineal); y_j es la salida de esta neurona. La relación entre las entradas y la salida de una neurona es

$$y_j = f\left(\sum_{i=1}^n w_{ij}x_i - \theta_j\right),$$

donde f puede ser una función de activación no lineal, como una función signo o una función sigmoidea continua (He & Xu, 2009).

• Arquitecturas de Renes Neuronales Artificiales

La arquitectura básica consiste en tres tipos de capas de neuronas: capas de entrada, ocultas y de salida. Según el patrón de conexión (arquitectura), se pueden agrupar en dos categorías (vea la Figura 2.2):

- Redes *feed-forward*, en las que los grafos no tienen bucles.
- Redes recurrentes (o de retroalimentación), en las cuales se repiten bucles, y ocurren debido a las conexiones de retroalimentación.

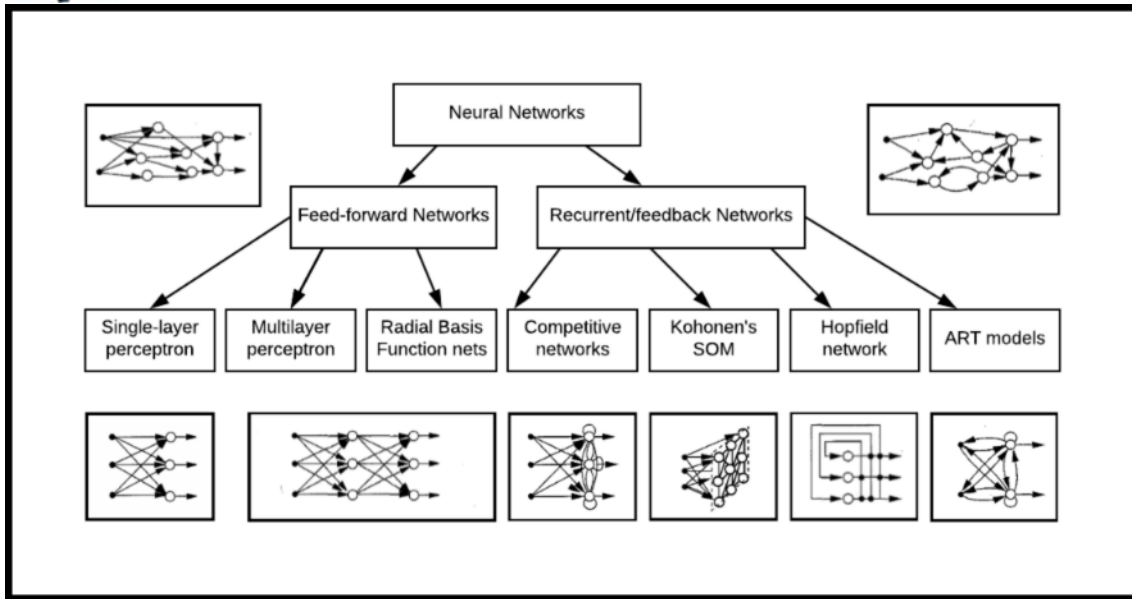


Figura 2.2. Clasificación de arquitecturas de Redes Neuronales Artificiales. Fuente: (Jain, Mao, & Mohiuddin, 1996)

En la familia más común de redes de *feed-forward*, llamada perceptrón multicapa, las neuronas se organizan en capas que tienen conexiones unidireccionales entre ellas. La figura 2.2 también muestra redes típicas para cada categoría. Las diferentes conexiones producen diferentes comportamientos en la red. En términos generales, las redes de *feed-forward* son estáticas, es decir, producen solo un conjunto de valores de salida en lugar de una secuencia de valores de una entrada determinada. Las redes *feed-forward* son sin memoria en el sentido de que su respuesta a una entrada es independiente del estado anterior (Jain et al., 1996).

Las redes recurrentes o de retroalimentación, por otro lado, son sistemas dinámicos. Cuando se presenta un nuevo patrón de entrada, las salidas de neurona se calculan. Debido a las rutas de retroalimentación, las entradas a cada neurona se modifican, lo que lleva a la red a ingresar a un nuevo estado. Las diferentes arquitecturas de red requieren algoritmos de aprendizaje apropiados (Jain et al., 1996).

Existen muchas otras arquitecturas de redes neuronales (e.g. red Elman, mapas de teoría de resonancia adaptativa, redes competitivas), según las propiedades y los requisitos de la aplicación. Una red neuronal debe

configurarse de tal manera que la aplicación de un conjunto de entradas produzca el conjunto de salidas deseado. Existen varios métodos para establecer las fortalezas de las conexiones. Una forma es establecer los pesos de forma explícita, utilizando un conocimiento a priori. Otra forma es entrenar la red neuronal alimentándola con patrones de aprendizaje y cambiar sus pesos de acuerdo a alguna regla de aprendizaje (Abraham, 2005).

2.1.1.1 Aprendizaje

La capacidad de aprender es un rasgo fundamental de la inteligencia. Aunque la definición precisa de aprendizaje es difícil de formular, un proceso de aprendizaje en el contexto de Redes Neuronales Artificiales (RNA) se puede ver como el problema de actualizar la arquitectura de red y los pesos de conexión para que una red pueda realizar de manera eficiente una tarea específica (Jain et al., 1996).

La red generalmente tiene que aprender los pesos de conexión de los patrones de entrenamiento disponibles. El rendimiento se mejora con el tiempo; es decir, se van actualizando iterativamente los pesos en la red. En lugar de seguir un conjunto de reglas especificadas por expertos humanos, las RNA parecen aprender reglas subyacentes (como las relaciones entrada-salida) de la colección dada de ejemplos representativos. Esta es una de las principales ventajas de las redes neuronales en comparación con los sistemas expertos tradicionales. Para comprender o diseñar un proceso de aprendizaje, primero debe tener un modelo del entorno en el que opera una red neuronal, es decir, debe saber qué información está disponible para la red (Jain et al., 1996; Abraham, 2005).

2.2 Aprendizaje Profundo

No existe una definición exacta de Aprendizaje Profundo (*Deep Learning*), sin embargo, se considera un subconjunto del Aprendizaje de Máquinas y en general, se trata de un conjunto de algoritmos y técnicas que tienen como fin el aprendizaje automático. La figura 2.3 muestra los diagramas de flujos del funcionamiento de diferentes disciplinas dentro de la Inteligencia Artificial, entre

los que se incluye el Aprendizaje de Máquinas (*Machine Learning*) y Aprendizaje Profundo (*Deep Learning*).

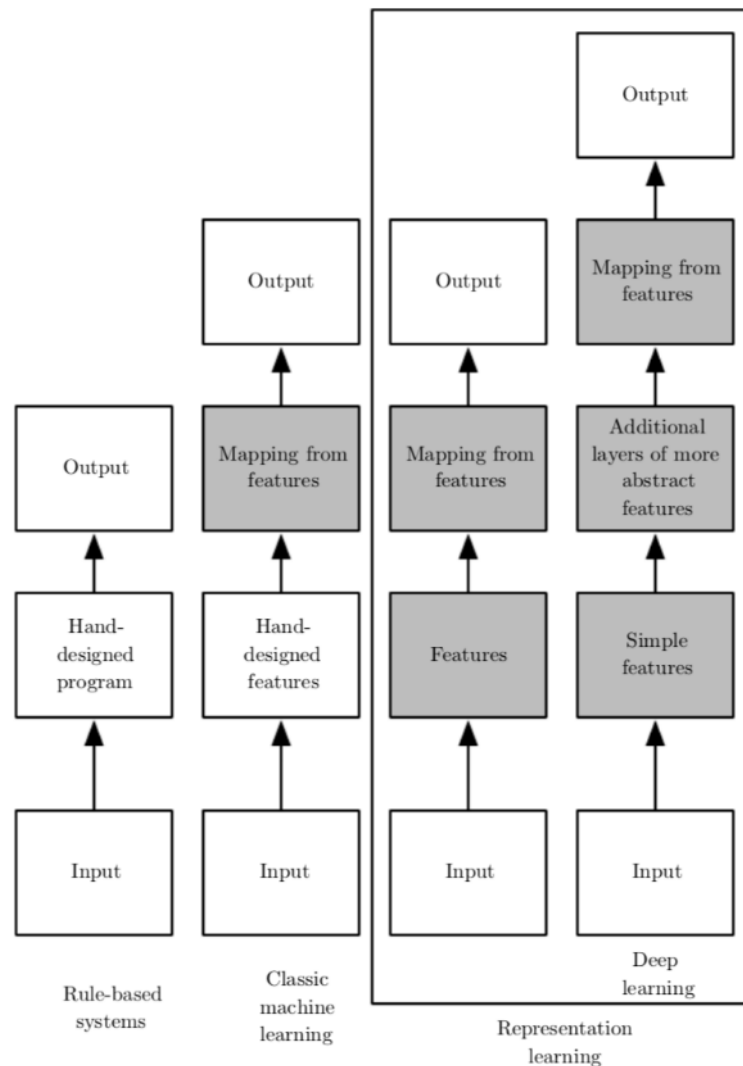


Figura 2.3. Relación entre diferentes disciplinas dentro de la Inteligencia Artificial. Los cuadros sombreados indican componentes que son capaces de aprender de la información. Fuente: (Goodfellow, Bengio, & Courville, 2016)

Como se puede observar en la figura 2.3, el Aprendizaje Profundo se diferencia del Aprendizaje de Máquinas clásico en el modo en que se identifican y clasifican las características de las entradas. Mientras en el enfoque tradicional de Aprendizaje de Máquinas, estas características son diseñadas o identificadas manualmente, en el Aprendizaje profundo, las características son aprendidas automáticamente. Esto se consigue no solo con arquitecturas de

red con más capas ocultas, sino también con estructuras y operaciones bastante más complejas dentro de estas capas.

De este modo, el Aprendizaje Profundo permite a modelos computacionales que están compuestos de múltiples capas de procesamiento, aprender representaciones de datos con múltiples niveles de abstracción. Estos métodos han mejorado drásticamente y se utilizan en reconocimiento de voz, reconocimiento de objetos, detección de objetos, procesamiento de imágenes, y muchos otros dominios, como descubrimiento de fármacos y genómica. El aprendizaje profundo descubre una estructura compleja en grandes conjuntos de datos mediante el uso del algoritmo de retropropagación (*backpropagation*) para indicar cómo una máquina debe cambiar sus parámetros internos que se utilizan para calcular la representación en cada capa a partir de la representación en la capa anterior (LeCun, Bengio, & Hinton, 2015).

Como se describió anteriormente, el aprendizaje profundo se refiere a una clase bastante amplia de técnicas y arquitecturas de aprendizaje automático, con el sello distintivo de utilizar muchas capas de procesamiento de información no lineal que son de naturaleza jerárquica (Deng & Yu, 2014). Dependiendo de cómo se diseñen las arquitecturas y las técnicas, por ejemplo, síntesis-generación o reconocimiento-clasificación, se puede clasificar en tres clases principales:

1. **Redes profundas para el aprendizaje no supervisado o generativo**, que son destinadas a capturar la correlación de alto orden de los datos observados o visibles para análisis de patrones o propósitos de síntesis cuando no se dispone de información sobre las etiquetas de clase objetivo. El aprendizaje no supervisado de características o representaciones en la literatura se refiere a esta categoría de redes profundas. Cuando se utiliza en el modo generativo, también puede estar destinado a caracterizar las distribuciones estadísticas conjuntas de los datos visibles y sus clases asociadas cuando estén disponibles y se traten como parte de los datos visibles.

2. **Redes profundas para el aprendizaje supervisado**, que están destinadas a proporcionar directamente el poder discriminativo para fines de clasificación de patrones, a menudo mediante la caracterización de las distribuciones posteriores de las clases condicionadas a los datos visibles. Los datos de la etiqueta objetivo siempre están disponibles en forma directa o indirecta para dicho aprendizaje supervisado. También se llaman redes profundas discriminatorias.
3. **Redes profundas híbridas**, donde el objetivo es la discriminación que es asistida, a menudo de manera significativa, con los resultados de redes profundas generativas o no supervisadas. Esto se puede lograr mediante una mejor optimización y/o regularización de las redes profundas en la categoría (2). El objetivo también se puede lograr cuando se utilizan criterios discriminativos para el aprendizaje supervisado para estimar los parámetros en cualquiera de las redes profundas generativas o no supervisadas en la categoría (1) anterior.

Dentro de los algoritmos y técnicas del Aprendizaje Profundo, dos de ellos han sido utilizados en la realización de este trabajo. Las Redes Neuronales Convolucionales (CNN – por sus siglas en inglés *Convolutional Neural Networks*) han producido adelantos en el procesamiento de imágenes, video, voz y audio, mientras que las Redes Neuronales Recurrentes han presentado una gran capacidad de aprendizaje de datos secuenciales, como el texto y el habla (LeCun et al., 2015), y dentro de este tipo de redes, Long Short-Term Memory (Hochreiter & Schmidhuber, 1997) ha sido un referente en la utilización de Redes Recurrentes para la predicción de información relacionada temporalmente. En (Shi et al., 2015), combinaron estas dos últimas técnicas para enfrentar el problema de predicción de precipitación inmediata (*nowcasting*, pronóstico hasta 6 horas delante de la hora actual) como se explicará en secciones posteriores.

2.3 Redes Neuronales Convolucionales

El *neocognitron* (Fukushima, 1980) es considerado el antecesor de las Redes Neuronales Convoluciones, en ese trabajo ya se propuso la consideración de

varias neuronas en la entrada para obtener una salida de menor tamaño pero que relacione las características espaciales de la entrada. LeCun *et al.* (1990) propusieron una mejora significativa (utilizar el algoritmo de retropropagación) del modelo anterior para el reconocimiento de caracteres escritos a mano, logrando una efectividad bastante alta, este modelo sería mejorado aún más por LeCun *et al.* (1998).

La arquitectura de una Red Neuronal Convolutiva (figura 2.4) está generalmente compuesta por capas convolucionales, seguidas de capas de agrupamiento. Al final de la arquitectura cuenta capas completamente conectadas que sirven para la clasificación de las imágenes que están siendo procesadas.

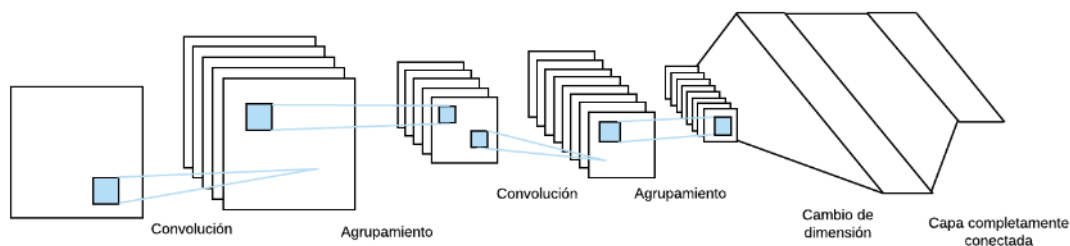


Figura 2.4. Arquitectura tradicional de Redes Neuronales Convolucionales.

En las capas convolucionales se produce la convolución de los filtros (también llamados *kernels*) con la imagen de entrada, produciendo en la salida una nueva imagen por cada filtro que es convolucionado. La manera en que se realiza la operación de convolución se muestra en la figura 2.5. Estas imágenes resultantes se denominan 'feature maps', un ejemplo de una imagen resultante después de haber realizado la convolución se muestra en la figura 2.6. Los filtros son los encargados de detectar patrones dentro de una imagen. En las capas iniciales, estos filtros detectan figuras simples e.g. vértices, líneas horizontales, líneas verticales, bordes. Pero en capas más profundas, los filtros son capaces de detectar patrones mucho más complejos como objetos e.g. ojos, orejas, cabello, en una imagen de un rostro humano. En capas incluso más profundas, los filtros son capaces de detectar objetos bastante sofisticados como perros, gatos, carros (Aloysius & Geetha, 2017).

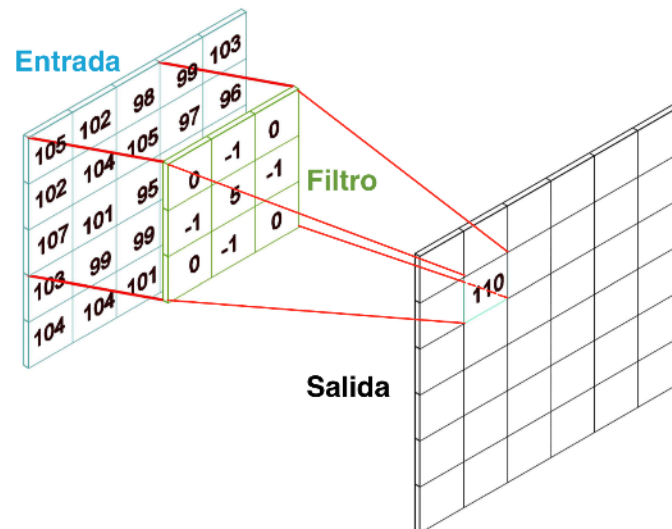


Figura 2.5. Funcionamiento de la operación de convolución de una imagen de entrada con un filtro.

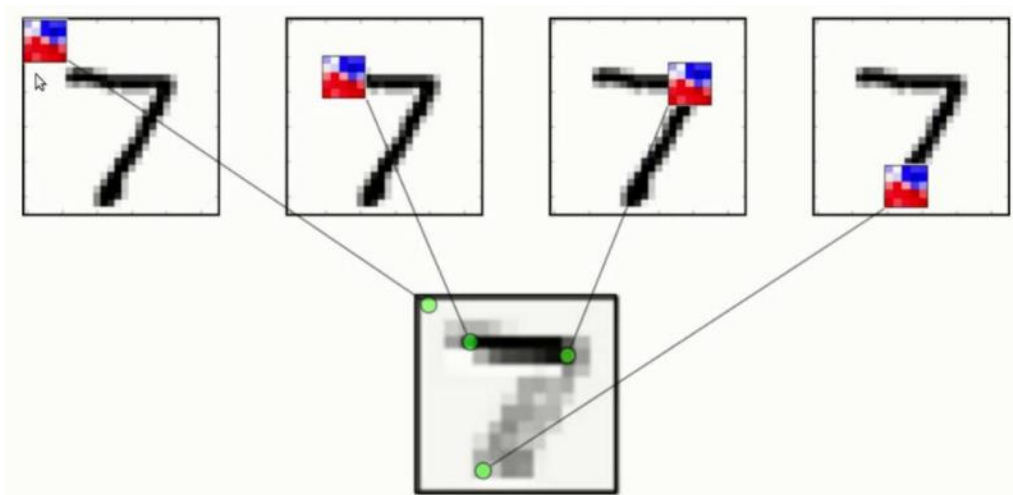


Figura 2.6. Resultado de la convolución de un filtro con una imagen de entrada.

Pero, las capas convolucionales no son las únicas estructuras diferentes con respecto a las redes tradicionales. Otro tipo de capa bastante utilizado son las capas de agrupamiento (*pooling layer*). El principal objetivo de este tipo de capas es reducir la dimensión espacial de las imágenes resultantes en la salida de las capas convolucionales sin pérdida de información. Esto, con el fin de reducir la complejidad computacional de los modelos y por lo tanto la capacidad computacional para su entrenamiento y uso. Las operaciones de agrupamiento más utilizadas son agrupamiento máximo y agrupamiento promedio. Sin

embargo, existen muchas más operaciones (Aloysius & Geetha, 2017). La figura 2.7 muestra el funcionamiento de una capa de agrupamiento máximo.

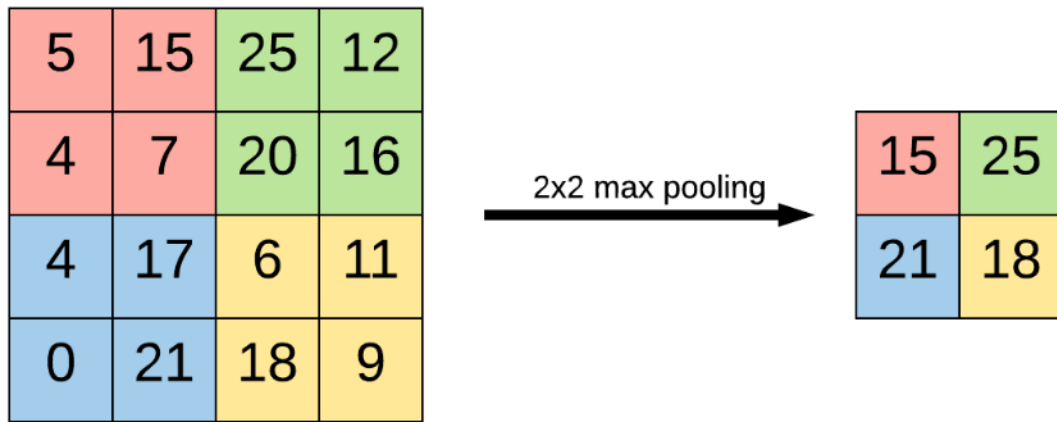


Figura 2.7. Funcionamiento de una capa de agrupamiento máximo (max pooling layer).

Otro término utilizado con frecuencia en este ámbito es *dropout*, un método sencillo que previene el *overfitting* en las redes neuronales (Srivastava, Hinton, Krizhevsky, Sutskever, & Salakhutdinov, 2014). La clave de esta técnica es escoger aleatoriamente una cantidad de neuronas y omitirlas (junto con sus conexiones) durante el entrenamiento, esta sencilla técnica simula la acción de 'olvidar' que realiza el cerebro y por lo tanto reduce la complejidad de los modelos a entrenar. La figura 2.8 muestra cómo se vería una red con todas sus conexiones y también cómo se vería la misma red después de aplicar la técnica de dropout.

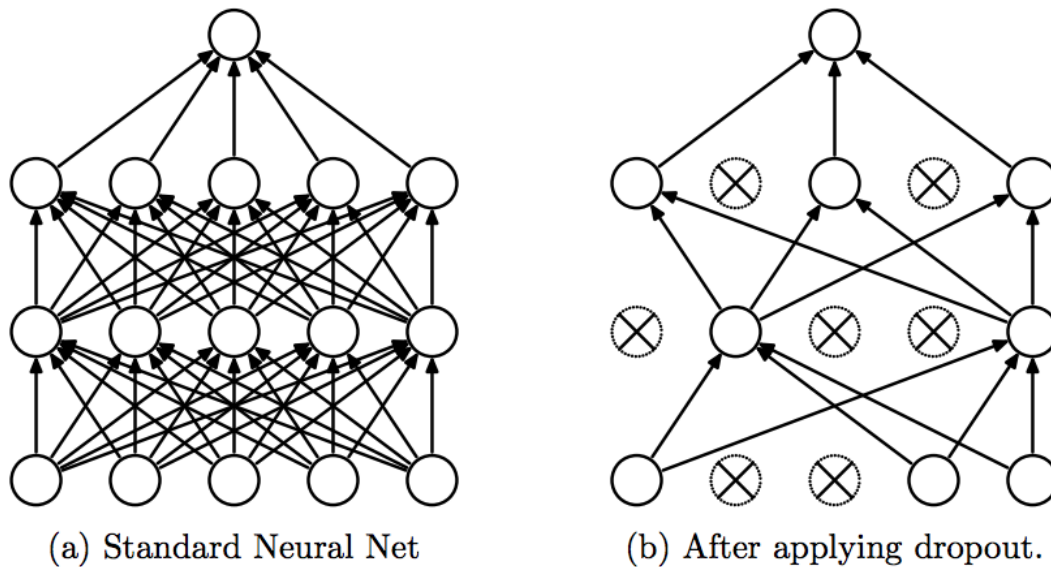


Figura 2.8. a) conexiones de una red neuronal sin la aplicación de la técnica de 'dropout'. b) conexiones de la misma red, utilizando la técnica de 'dropout'. Fuente: (Srivastava et al., 2014).

Uno de los problemas de las CNN ha sido el número de parámetros que se pueden entrenar existentes en modelos complejos. Esta cantidad puede ser bastante grande, lo que complica el proceso de entrenamiento al consumir una gran cantidad de recursos computacionales.

La importancia de las CNN es tal, que dentro de la comunidad científica se ha discutido la necesidad de agrupar capas en Redes Neuronales tradicionales, y argumentan que pueden ser simplemente reemplazadas por capas convolucionales más avanzadas, con lo que se simplificaría la estructura de las redes (Springenberg, Dosovitskiy, Brox, & Riedmiller, 2014).

Las Redes Neuronales Convolucionales en su mayoría han sido utilizadas para el análisis de imágenes, no obstante, también han sido utilizadas en otros tipos de problemas de análisis o clasificación. Este tipo de redes, se puede considerar como un tipo de red neuronal especializada en el reconocimiento de patrones, lo que las hace tan útiles en el análisis de imágenes.

2.4 Long Short-Term Memory

Las Redes Neuronales tradicionales no pueden guardar información de un estado para utilizarla en un estado posterior, pero las Redes Neuronales



Recurrentes (RNN) sí. Son un tipo de redes, con bucles dentro de su estructura que permite utilizar resultados anteriores para procesar en un tiempo específico, es decir, la información persiste. Por ejemplo, si la salida de la red en el tiempo t se usa junto con una nueva entrada para calcular la salida de la red en el tiempo $t + 1$, la respuesta de la red es dinámica (Mandic & Chambers, 2001).

Una RNN puede utilizar información de estados anteriores y el estado actual para considerar la salida. Sin embargo, no puede determinar hasta cuánta información debe guardar para el estado actual. Existen casos donde la respuesta va a depender del estado inmediatamente anterior, pero en otros casos, puede que sea necesaria información más antigua para entregar una respuesta satisfactoria.

Long Short-Term Memory (más conocido como LSTM) es un tipo especial de RNN que aborda este problema, es capaz de aprender dependencias de corto y largo plazo, este tipo de redes fue presentado por (Hochreiter & Schmidhuber, 1997) y han sido mejoradas y popularizadas por varios autores. Trabajan bastante bien con una gran variedad de problemas y son usadas ampliamente.

La clave de LSTM es la llamada celda de estado. A esta celda se le puede agregar o remover información con estructuras cuidadosamente reguladas llamadas *gates* (puertas) (Olah, 2015).

En este documento se presentará de manera superficial cada puerta y su fórmula asociada. La fundamentación matemática es bastante extensa y va más allá del alcance de este trabajo. Sin embargo, puede ser encontrada en (Hochreiter & Schmidhuber, 1997).

En la figura 2.9 puede observarse la diferencia en la complejidad de las operaciones que realizan una celda RNN y una celda LSTM. Mientras que una celda de una RNN tradicional realiza una combinación relativamente simple de la salida anterior con la entrada actual para entregar una nueva salida, una celda de LSTM relaciona la entrada anterior con puertas que suman o restan

información a la celda de estado (en la figura 2.9 b), la línea que cruza horizontalmente en la parte superior de la celda), por lo que esta celda puede guardar información de respuestas más antiguas que la inmediatamente anterior.

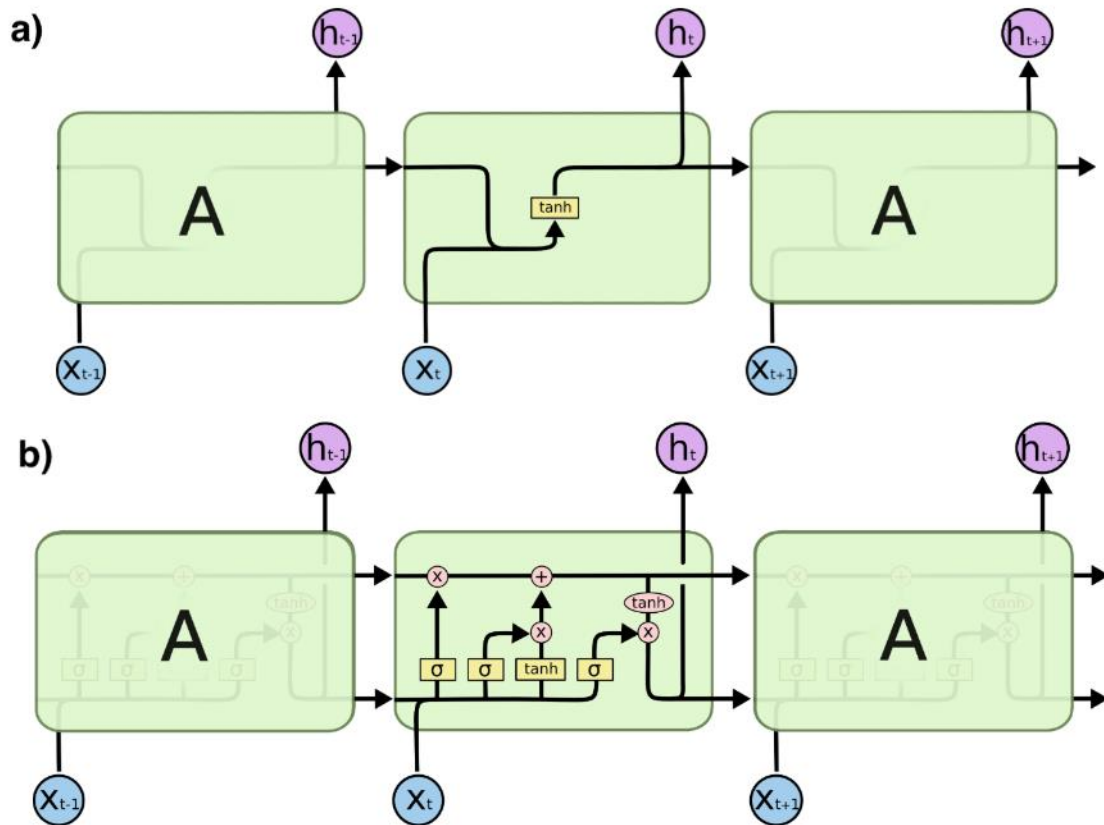


Figura 2.9. a) Celda de una Red Neuronal Recurrente tradicional. b) Celda de una Red Recurrente del tipo LSTM. Fuente: (Olah, 2015).

Se han mencionado también las puertas (*gates*), y que afectan a la información almacenada. Cada una de estas puertas está representada por una red neuronal con una salida sigmoide. Existen en total tres puertas dentro de LSTM, *forget gate*, *input gate* y una puerta sigmoide, que crea valores candidatos para la entrada actual. Las tres puertas y cómo interaccionan con la celda de estado pueden ser observados en la figura 2.10.

Forget gate ayuda al almacenamiento u olvido de información de estados anteriores que afectan al estado actual. *Input gate* y la puerta sigmoide afectan

en la decisión de la información de la entrada actual que afectará a la celda de estado.

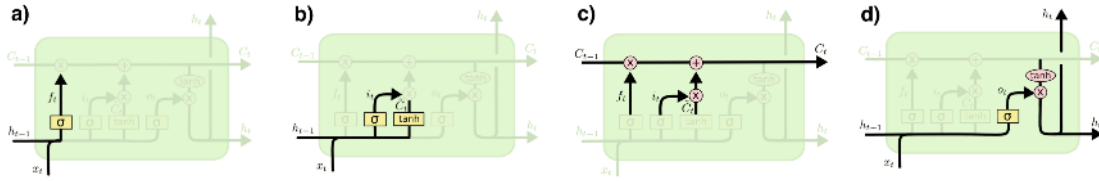


Figura 2.10. a) forget gate. b) input gate. c) Modificación de la celda de estado con input gate y forget gate. D) output gate y h_t (salida) Fuente: (Olah, 2015).

Las ecuaciones representativas para cada puerta se pueden observar a continuación.

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f)$$

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i)$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_C \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_C)$$

$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * \tilde{C}_t$$

$$o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o)$$

$$h_t = o_t * \tanh(C_t)$$

Este tipo de celdas utilizadas en LSTM han superado otras técnicas y, al momento, son consideradas el estado del arte en capturar relaciones secuenciales.

2.5 Radar meteorológico CAXX

Los estudios realizados por Buytaert et al. (2006), Xie et al. (2011) y Campozano et al. (2016) revelan que las redes de pluviómetros no son suficientes para detectar la variabilidad en los patrones de precipitación que se presentan en las regiones de América del Sur. Esta variabilidad conlleva a peligros como inundaciones y deslizamientos provocados por la precipitación.

Por lo tanto, el radar meteorológico CAXX, que forma parte de la red de radares RadarNet-Sur instalados en Ecuador en el 2015, tiene como objetivo ayudar en la detección de estos patrones, especialmente en zonas montañosas (Bendix et al., 2017).

La red está formada por el radar CAXX, que está ubicado en la cima del cerro Paragüillas (Parque Nacional El Cajas) a 4450 msnm, y dos radares adicionales, el radar GUAXX ubicado en el cerro Guachaurco (cerca de la ciudad de Celica, a 3100 msnm) y el radar LOXX ubicado en la cumbre del cerro El Tiro (al este de la ciudad de Loja, a 2850 msnm). El radar CAXX, es el que está ubicado a más altura de la red de radares, y hasta el momento de la realización de este trabajo, el más alto del mundo (Bendix et al., 2017).

La figura 2.11 muestra la ubicación geográfica de los radares y el alcance de los mismos, junto con algunas estaciones e instrumentos de medición adicionales.

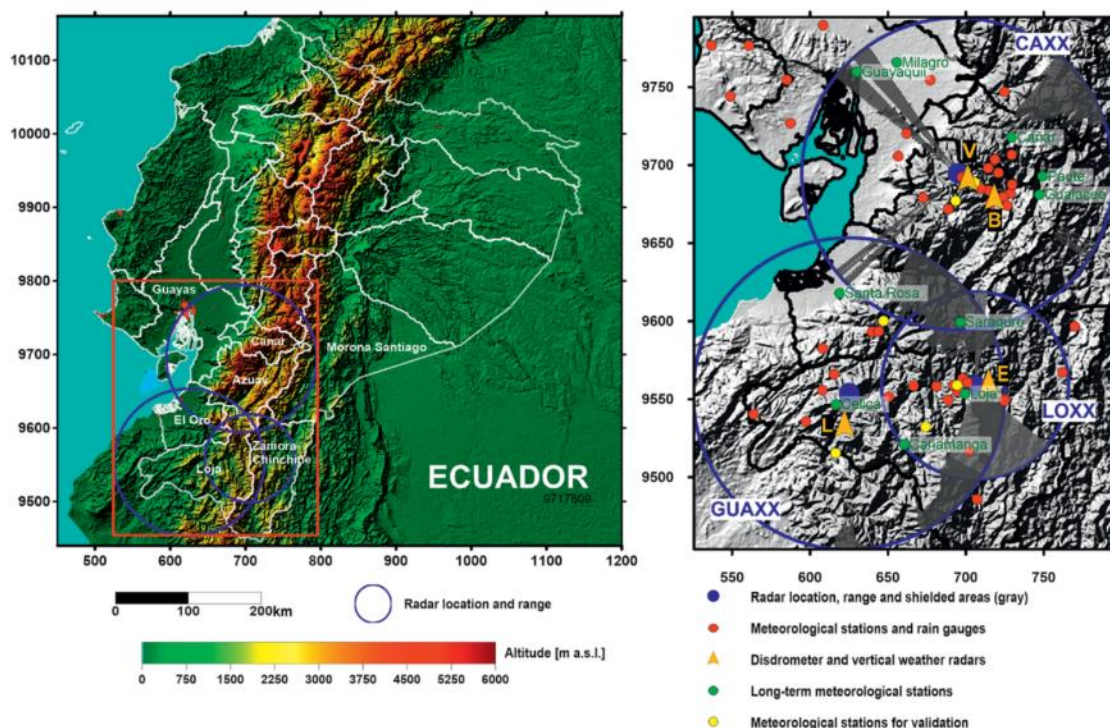


Figura 2.11. Ubicación geográfica de los radares y alcance de los mismos. Las estaciones indicadas son operadas por el INAMHI, la Universidad de Cuenca, la Universidad Técnica Particular de Loja (UTPL), ETAPA-EP y el programa de investigación alemán PAK823-825.

Fuente: (Bendix et al., 2017)

Además, la tabla 2.1 indica detalles adicionales de los sistemas de radar usados en la red.

Sistemas de radar usados en RadarNet-Sur.				
Radar	Ubicación	Tipo	Fabricante	Rango nominal (km)/resolución (m)
Cajas (CAXX)	2°45'S, 79°16'W; 4450 msnm	RS120 RAINSCANNER	Selex ES	Max 100/500-100
Loja (LOXX)	3°59'S, 79°08'W; 2850 msnm	LAWR	DHI	60/500 30/250 15/100
Guachaurco (GUAXX)	4°02'S, 79°52'W; 3100 msnm	RS120 RAINSCANNER	Selex ES	Max 100/500-100

Tabla 2.1. Sistemas de radar usados en la red RadarNet-Sur. Fuente: (Bendix et al., 2017).

2.5.1 Relación reflectividad-precipitación (Z-R relationships)

La relación encontrada por Marshall *et al.* (1947) entre la reflectividad y precipitación ha pasado a formar parte importante de varios estudios relacionados con la hidrología. La posibilidad de calcular tasas de precipitación a partir de reflectividad captada por radar significa un valioso aporte a la investigación.

La reflectividad y precipitación están relacionadas mediante la fórmula

$$z = A \cdot R^b$$

Donde, z , es el factor de reflectividad del radar.

R , es tasa de precipitación.

A , b , son factores que deben ser constantes determinadas empíricamente.

Estos parámetros pueden ser calculados si se asume que se conoce la distribución de tamaño de las gotas dentro de un volumen de aire medido por el radar, por lo tanto, depende de cada tipo de lluvia, es decir, es variable de un lugar geográfico a otro.

Como indica (Muller, n.d.) el factor de reflectividad abarca una gran cantidad de magnitudes (desde $0.001 \text{ mm}^6/\text{m}^3$ para neblina, hasta $36000000 \text{ mm}^6/\text{m}^3$ para granizo del tamaño de una pelota de béisbol, generalmente se expresa en decibeles (dB) de reflectividad o dBZ así:

$$Z = 10 \log(z / 1 \text{ mm}^6/\text{m}^3)$$

Esta función logarítmica es usada para transformar los valores a una escala mucho más comprensible, que es la escala que se utiliza en el procesamiento de la información, en la tabla 2.2 se puede observar cómo actúa la ecuación en la transformación de escalas.

z Factor de reflectividad de radar. (Escala lineal de reflectividad)	$10^x = z$	$x = \log_{10} z$	Z $dBZ = 10 \log_{10} z$ (escala en decibeles de reflectividad)
0.001	10^{-3}	-3	-30
0.01	10^{-2}	-2	-20
0.1	10^{-1}	-1	-10
1	10^0	0	0
10	10^1	1	10
100	10^2	2	20
1,000	10^3	3	30
10,000	10^4	4	40
100,000	10^5	5	50
1,000,000	10^6	6	60
10,000,000	10^7	7	70

Tabla 2.2. Conversión de factor de reflectividad de radar (z) a decibeles de reflectividad (Z).

Fuente: (Muller, n.d.)

2.5.2 Formato y contenido de los archivos proporcionados por el radar CAXX

Los archivos proporcionados están en formato NetCDF4¹, donde cada archivo representa un día entero de captación de datos, y presentan la reflectividad en el área que se observa en la figura 2.11, en una matriz de 400 x 400. Donde cada elemento representa un área de 400 m^2 . Además, se presentan 288

¹ <https://www.unidata.ucar.edu/software/netcdf/>



imágenes por cada archivo, es decir, el intervalo entre imágenes es de 5 minutos. Por lo tanto, la información de cada archivo se podría resumir en una matriz de 3 dimensiones (400x400x288).

Las matrices contienen valores de reflectividad, los mismos que se miden en (decibeles de reflectividad), y que están en una escala entre -31.5 hasta 95.5.

2.5.3 Problemas de radar

El radar situado en la zona del Parque Nacional Cajas, al ser un artefacto construido con componentes electrónicos, está expuesto a sufrir daños o cometer errores en las lecturas o transmisión de datos. Estos errores influyen en el modelo de Aprendizaje Profundo propuesto en este trabajo y pueden ser tomados en cuenta en trabajos futuros para ser corregidos de alguna manera.

- **Hardware**

Los daños por hardware se refieren a las lecturas erróneas que pueda ofrecer el radar debido a daños o deterioro de los componentes físicos del radar.

- **Humedad**

La zona en la que se ubica el radar favorece la humedad dentro del casquete esférico que protege al artefacto, de este modo, dentro del casquete se genera musgo que afecta a las lecturas que brinda el radar.

- **Daño en la superficie del radar**

El casquete esférico que protege al radar puede sufrir daños debido a varios factores (e.g. viento, insectos, aves, granizo) lo que puede ocasionar también lecturas erróneas del radar.

- **Congelamiento de los componentes del radar**

La temperatura en la zona en la que está ubicada el radar varía entre -2 y 18 grados Celsius, con frecuentes lloviznas, neblina y heladas. Estos fenómenos

pueden llegar a provocar el congelamiento temporal de los componentes que forman el radar, y, por lo tanto, enviar lecturas erróneas, e incluso, no enviar información durante el tiempo que dure el congelamiento.

- **Software**

No solamente los componentes físicos del radar están expuestos a daño. La capacidad de procesamiento dentro del radar está limitado a los componentes que lo forman, y cuando fallan es posible que también falle el software que realiza el procesamiento de información.

- **Saturación del canal**

En instantes donde el radar está captando una vasta cantidad de información, es posible que esta información sobrepase el límite del ancho de banda del canal utilizado. Cuando esto ocurre, el componente que procesa la información colapsa y deja de procesar la información, en otras palabras, se pierden las lecturas que está realizando el radar en ese instante.

- **Pérdida de conexión**

Todo artefacto conectado a algún tipo de red está expuesto a este tipo de riesgo. Para el radar utilizado, cuando esto ocurre, la información no puede ser enviada y por lo tanto se pierde.

- **Factores físicos externos**

Existen factores físicos externos al radar que también pueden influir en las lecturas que toma el radar. Al ser factores externos al radar, es extremadamente difícil controlar que éstos influyan en las lecturas de radar.

Objetos voladores como aviones, helicópteros, drones, animales, o estáticos como montañas, construcciones son algunos de los objetos que interfieren en la lectura correcta de datos.

Para el caso del radar de este estudio, existe una montaña que interfiere en el área de influencia del radar y que genera un haz en las lecturas como se puede observar en la figura 2.12.

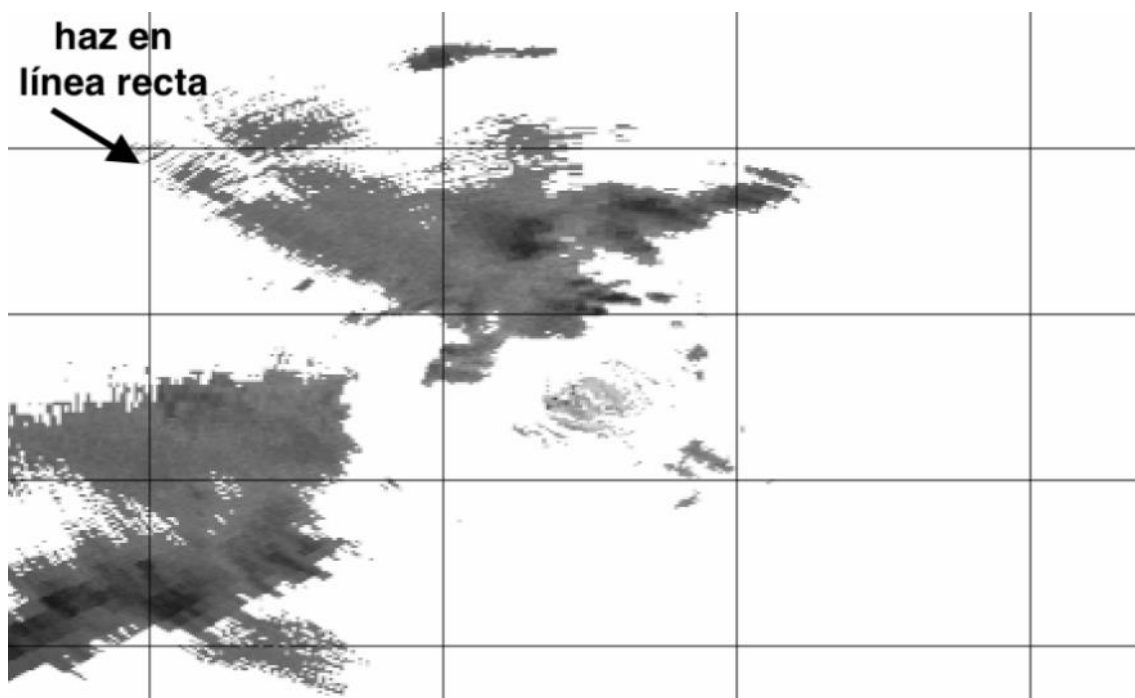


Figura 2.12. Haz generado por la interferencia de una montaña con el radar.

Capítulo 3 . Estado del Arte

3.1 Uso de Aprendizaje de Máquinas y Aprendizaje Profundo en clima y meteorología

El clima presenta una de las oportunidades de investigación más desafiantes debido a la gran cantidad de variables que influyen al mismo tiempo, sin un orden aparente, generando una estructura volátil y patrones caóticos, además del efecto que tiene sobre la vida cotidiana. Esto, sumado a la incertidumbre y el ruido que se genera en la recolección de información, han hecho que la creación de modelos que simulen el fenómeno sea dificultosa.

La Inteligencia Artificial (IA) ha intentado, desde sus inicios, afrontar este problema. La primera aplicación que usaba IA para predicción se dio en 1964, en donde se utilizaron Redes Neuronales Artificiales justamente para la predicción del clima (Zhang, Eddy Patuwo, & Y. Hu, 1998). Desde entonces la IA ha estado siempre presente en el estudio de este fenómeno.

Dentro de la IA, el Aprendizaje de Máquinas siempre ha sido uno de los enfoques más utilizados, y dentro de éste, muchas técnicas han sido utilizadas para enfrentar la problemática. Entre las técnicas más reconocidas están Redes Neuronales Artificiales, Bosques Aleatorios (*Random Forest*), Redes Neuronales Bayesianas (*Bayesian Neural Network*), Máquinas de Vectores de Soporte (*Support Vector Machine*), Regresión de Vectores de Soporte (*Support Vector Regression*), Procesos Gaussianos (*Gaussian Process*).

Varias aplicaciones de métodos de Machine Learning se han utilizado en varias áreas de las ciencias medioambientales— e.g. detección remota, oceanografía, ciencia atmosférica, hidrología, ecología (Hsieh, 2009).

Todos estos enfoques de Aprendizaje de Máquinas, en diferentes niveles, se han mostrado particularmente efectivos al momento de ‘aprender’ las relaciones de modelos complejos, por lo que han sido aprovechados para el análisis y estudio de muchos fenómenos relacionados con el clima y la meteorología. Sin embargo, en la actualidad, el enfoque bajo el cual se

desarrollan los algoritmos más avanzados es Aprendizaje Profundo. La palabra 'deep' hace referencia a la cantidad, mucho mayor, de capas que usan en comparación a las Redes Neuronales tradicionales. Estas capas adicionales han generado interés después de que han logrado recrear por sí solas mecanismos pre-entrenamiento presentes en las redes tradicionales. Además, la arquitectura profunda proporciona una mayor habilidad de aprendizaje (Salman, Kanigoro, & Heryadi, 2015).

3.2 Aprendizaje Profundo para predicción

El número de aplicaciones de Aprendizaje Profundo en el modelado del clima crece continuamente. En un estudio en 2016, se entrenó un sistema con miles de imágenes de ciclones tropicales, frentes climáticos y ríos atmosféricos. Este sistema tenía una precisión entre 89% y 99% para detectar eventos extremos y es útil como punto de referencia para modelos climáticos (Shen, 2017).

Otro concurso sobre previsión de series de tiempo, *Computational Intelligence in Forecasting Competition*, fue ganado en 2015 por una combinación de modelos difusos y exponenciales cuando LSTM aún no era presentado, pero en 2016 LSTM ganó el concurso (Shen et al., 2018). Con estos resultados, la predicción de precipitación y clima también ha ganado mucha atención en el campo de Aprendizaje Profundo.

Las dos arquitecturas de Aprendizaje Profundo más ampliamente adoptadas son Convolutional Neural Network (CNN), generalmente utilizada en tareas relacionadas con imágenes, y Long Short-Term Memory, generalmente utilizada con series de tiempo. Estas arquitecturas trabajan directamente sobre los datos sin pre procesamiento y por lo general no necesitan extracción manual de características. A pesar de esto, en este trabajo, algunas arquitecturas de Aprendizaje Profundo serán revisadas.

Al ser el Aprendizaje Profundo un enfoque relativamente nuevo, y más aún para la predicción de precipitación, existen pocos trabajos que han enfrentado este problema con este enfoque. Sin embargo, los trabajos encontrados

presentan resultados que superan a las técnicas utilizadas anteriormente lo que hace de Aprendizaje Profundo una técnica importante a estudiar.

Salman *et al.* (2015) presenta tres modelos para la predicción de clima, utilizando Recurrent Neural Networks (RNN), Conditional Restricted Boltzmann Machine (CRBM) y Convolutional Neural Networks (CNN). Aunque al final, solamente el modelo de RNN con un método heurístico de optimización es evaluado, los resultados muestran que el nivel de precisión de predicción de precipitación es adecuado. Además, se indica que se esperan mejores resultados con los otros dos métodos.

Grover *et al.* (2015) proponen un enfoque híbrido que combina modelos predictivos entrenados con una red neuronal profunda que modele las estadísticas de un conjunto de variables relacionadas al clima. Se diseña e implementa una función núcleo (*kernel*) ‘*data-driven*’ que modela las predicciones de acuerdo a leyes físicas. Además, se proporciona un procedimiento eficiente de inferencia que permite la optimización del modelo predictivo. Finalmente, se evalúan los métodos con un conjunto de experimentos que resaltan el rendimiento y valor de la metodología. Los experimentos mostraron que se obtienen mejores resultados que los modelos de referencia usados en ese momento. También se indica la posibilidad de incrementar el valor de la información añadiendo nuevos datos de diferentes sensores que no se utilizaron al momento.

Uno de los primeros estudios en utilizar Aprendizaje Profundo para realizar ‘nowcasting’ fue realizado por Shi *et al.* (2015). Ese trabajo revolucionó la manera en que la predicción de precipitación se afrontaba al formularla como un problema de predicción de secuencias espacio-temporales, en el que tanto entradas como salidas son secuencias espacio-temporales. Extiende el enfoque de LSTM y lo combina con estructuras convolucionales proponiendo ConvLSTM como un modelo que se puede entrenar para predicción inmediata. En el trabajo se demostró que este tipo de modelo captura de mejor manera las correlaciones espacio-temporales y supera los resultados de la tradicional LSTM. Además, se utilizó este modelo con imágenes de radar. El modelo se

puede observar en la figura 3.5, consta de dos redes, una red de cifrado y otra de predicción. Ambas redes están formadas por varias capas ConvLSTM.

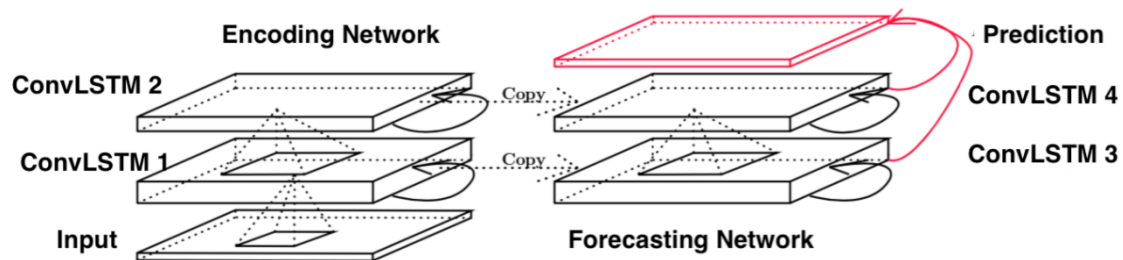


Figura 3.13. Estructura de las redes utilizadas para la predicción. Fuente: (Shi et al., 2015)

En el trabajo se muestra una técnica de Deep Learning mucho más sofisticada que las presentadas hasta ese momento, y que la correlación obtenida para la predicción de precipitación fue mucho mayor y que el error cuadrático medio se redujo considerablemente.

Shi et al. (2017) proponen una extensión al trabajo anterior. Se afirma que las estructuras de los modelos ConvLSTM es invariante de la ubicación, mientras que los movimientos y transformaciones naturales son variantes dependiendo de la ubicación. Se propone un nuevo modelo, Trajectory GRU (TrajGRU), que puede aprender la estructura que varía con la ubicación para conexiones recurrentes. Las conclusiones del documento indican que el nuevo modelo es más eficiente capturando las correlaciones espacio-temporales.

Qiu et al. (2017) proponen el primer modelo que combina aprendizaje multi-tarea (*multi-task learning*) y Aprendizaje Profundo (*Deep Learning*) para predecir precipitación a corto plazo basado en características de varios sitios. El modelo consta de tres componentes: una red de transformación de características para representar las características de entrada, un modelo de salida para predecir la cantidad de precipitación y un módulo de multi-tarea (*multi-task*) para agregar las correlaciones entre los sitios. Los experimentos muestran que el enfoque propuesto se desempeña de mejor manera que los métodos base, incluyendo algunos modelos estado-del-arte. También se comparó el modelo propuesto con un centro de predicción público y también se demostró la efectividad del modelo.

Todos estos trabajos han contribuido al avance de Deep Learning. En los últimos años se han logrado dos grandes avances en este campo (Shen, 2017): técnicas de regularización e interpretación y descubrimiento de conocimiento.

3.2.1 Técnicas de regularización

Debido a la gran libertad que tienen los modelos de Aprendizaje Profundo, se pensaría que tienden a sobreentrenarse. Sin embargo, existe un gran avance en las técnicas de regularización que afrontan este problema. La regularización es importante en los modelos de Aprendizaje de Máquinas. En vez de descartar información, en una regularización *norm-based* se aplican penalizaciones que reducen el impacto de las predicciones previniendo el sobreajuste (*overfitting*).

Otra técnica de regularización es *early-stopping*, donde se frena el aprendizaje antes de que se complete todo el proceso. Esta técnica se basa generalmente en validación del conjunto de datos, o en algún otro criterio - e.g. se detiene el aprendizaje cuando el error en el conjunto de datos de validación aumenta en comparación a épocas anteriores.

3.2.2 Interpretación de Aprendizaje Profundo y descubrimiento del conocimiento

Una de las grandes críticas en las técnicas de Machine Learning es que actúan como cajas negras, y obviamente no ayudan al entendimiento de los sistemas sobre los que trabajan. Cuando no se entiende cómo funciona internamente una herramienta, reduce la confianza en su uso. Sin embargo, el progreso en el campo ha hecho que un subcampo enfocado en la interpretación y entendimiento de Deep Learning crezca, llamado por algunos investigadores “AI neuroscience” (Voosen, 2017).

3.3 Estudio en América del Sur

Al momento de realizar este trabajo, no existe literatura publicada específica sobre pronósticos de lluvia utilizando técnicas de Aprendizaje Profundo en América del Sur.

Capítulo 4 . Metodología para predicción de precipitación con aplicación de Aprendizaje Profundo

En el presente trabajo se muestra una metodología que utiliza Aprendizaje Profundo para la predicción de precipitación utilizando imágenes de radar meteorológico.

La metodología consta de tres pasos:

- 1) Predicción de imágenes futuras de radar mediante técnicas de Aprendizaje Profundo,
- 2) Transformación de la reflectividad que se presenta en las imágenes de radar a precipitación mediante librerías dedicadas, y
- 3) Agrupamiento y procesamiento de los datos obtenidos de precipitación para presentar la información a usuarios finales.

El flujo de la metodología se puede observar en la figura 4.1

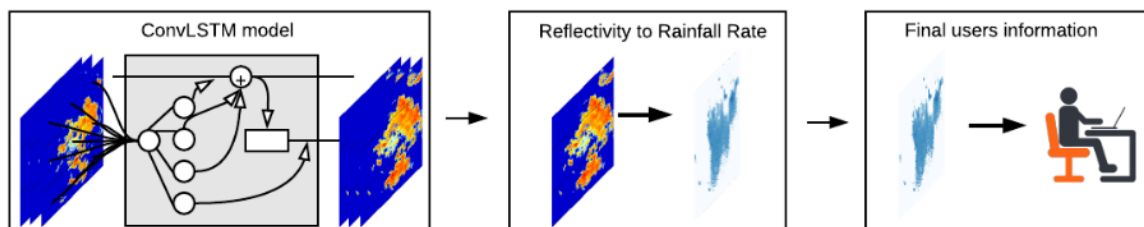


Figura 4.14. Flujo de la metodología propuesta.

4.1 Predicción de imágenes futuras de radar

Siguiendo el trabajo realizado por (Shi et al., 2015), en el presente trabajo se ha propuesto realizar la predicción de las imágenes de radar mediante el uso de técnicas de Aprendizaje Profundo. La predicción se realiza mediante el entrenamiento de una red neuronal profunda que utiliza como entrada una secuencia de imágenes y produce en la salida otra secuencia de imágenes.

La cantidad de imágenes que se tomen para las secuencias de entrada y salida son variables y dependen del enfoque para armar la arquitectura de la red.

Para la arquitectura de la red se consideró capas con estructuras convolucionales y recurrentes (capas ConvLSTM), estas capas crean tensores (vectores de entrada a la red) en tres dimensiones (figura 4.2), de modo que se relacione la información de manera temporal y espacial. Por lo tanto, estos tensores representan un volumen en las secuencias de entrada y salida de la red. Un punto importante para predecir el movimiento de las nubes, ya que el movimiento de éstas se trata como un solo objeto y no cada punto independientemente.

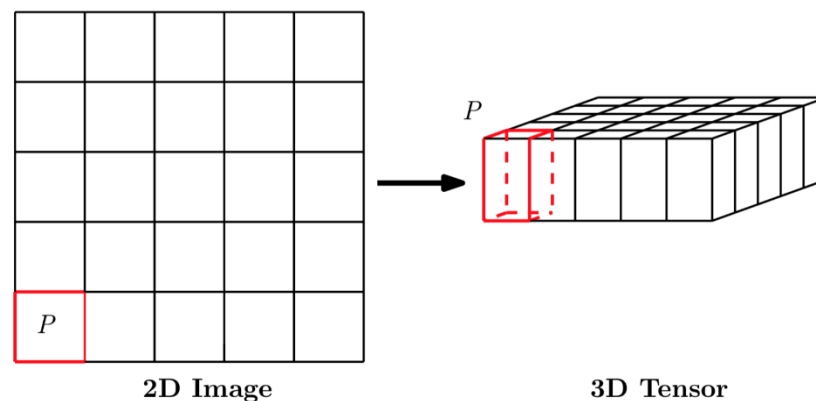


Figura 4.15. Estructura de los tensores utilizados como entradas para la red. Fuente: (Shi et al., 2015)

Para encontrar la arquitectura de red que presente el mejor rendimiento se pueden variar parámetros como tamaño de la entrada, número de filtros,

tamaño del kernel, función de activación, dropout, stride y padding, función de pérdida y optimizador.

4.2 Transformación de reflectividad en precipitación

Utilizando la reflectividad presente en las imágenes de radar meteorológico, es posible calcular la precipitación mediante fórmulas, utilizando las conocidas relaciones Z-R (*Z-R relationships*) (Marshall et al., 1947).

De esta manera, utilizando las imágenes que se predicen en el primer paso de este modelo, es posible estimar la precipitación.

Como se ha mencionado en la sección 2.5.1, las relaciones Z-R son de la forma $z = A \cdot R^b$, donde A y b son parámetros que tienen que ser calculados para cada tipo de precipitación (i.e. distribución del tamaño de las gotas y temperatura del agua). El cálculo de estos parámetros para el área de estudio va más allá del alcance de este documento, por lo que, para la conversión de reflectividad a precipitación, en este caso, se utilizarán los parámetros de Marshall-Palmer: A=200 y b=1.6 (Marshall et al., 1947).

4.3 Agrupamiento y procesamiento de la información obtenida

Una vez que se han convertido la información de las imágenes (reflectividad) en información de precipitación es necesario saber interpretarla. La información que se obtiene del segundo paso de este modelo revela solamente datos de precipitación en forma de una matriz de 3 dimensiones, donde 2 dimensiones representan el área de estudio, y la tercera dimensión representa el tiempo. Sin embargo, esta información por sí sola no es útil para el usuario, es necesario procesarla para encontrar patrones, datos interesantes, anomalías, que brinden al usuario la capacidad para la toma de decisiones.

Capítulo 5 . Resultados de la Aplicación de la Metodología propuesta

La metodología propuesta ha sido aplicada a las imágenes de radar proporcionadas por el Departamento de Recursos Hídricos de la Universidad de Cuenca (iDRHiCA).

Las imágenes de radar muestran la reflectividad medida por el radar CAXX en el área que se observa en la figura 5.1; el radio máximo en el que el radar puede tomar información es de 100 km. Sin embargo, las lecturas no son alteradas significativamente hasta el radio de 60 km, según la Ing. Johanna Orellana MSc, encargada de iDRHiCA de los datos proporcionados por el radar. Después de esta distancia, las lecturas son afectadas por diferentes fenómenos, provocando que las lecturas no representen de manera confiable la realidad.

5.1 Área de estudio

Ya que el área que cubre el radar CAXX es bastante extensa, se ha optado por seleccionar un área de estudio más pequeña. El área de estudio, que se observa en la figura 5.1, ha sido seleccionada tomando en cuenta el tamaño de las matrices de entrada y salida que serán generadas para el entrenamiento, y para que éstas puedan ser cargadas al mismo tiempo en memoria, es decir, se ha seleccionado este tamaño de manera que no se desborde la memoria al momento de cargar la información para el entrenamiento. Otro aspecto que se ha tomado en cuenta es que cubra la mayor parte de la ciudad de Cuenca, de modo que se estudie un área que afecta directamente a una gran población. Adicionalmente, el Departamento de Recursos Hídricos de la Universidad de Cuenca tiene tres estaciones para la medición de precipitación, de modo que este trabajo puede ser utilizado en futuro con otros estudios.

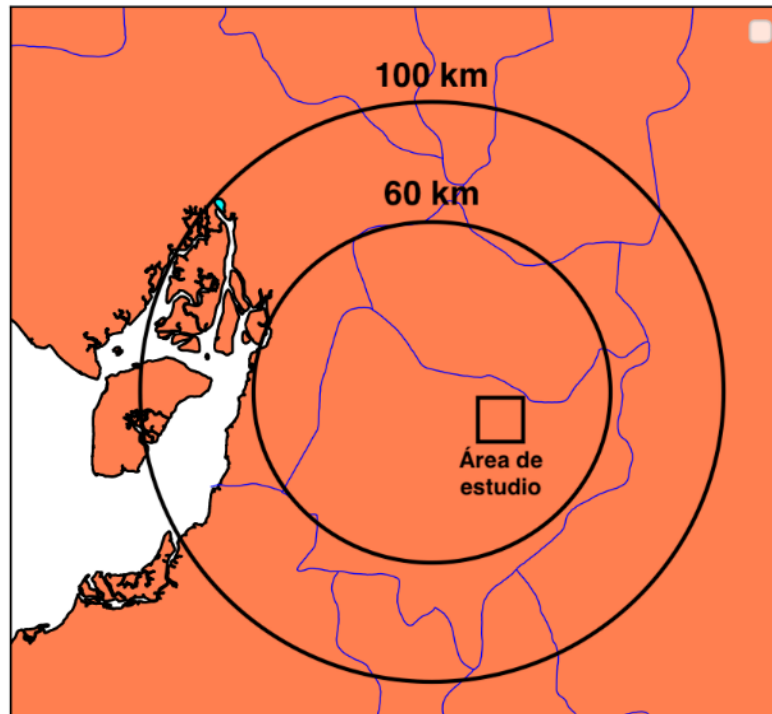


Figura 5.16. Área de cobertura total del radar (100km), área en el que las lecturas del radar son confiables (60km) y, área de estudio en este trabajo.

5.2 Datos y preprocesamiento

Sobre los archivos disponibles se realizó un preprocesamiento para determinar los pares de entradas-salidas que no contienen valores NaN ('Not a Number'), de modo que no haya errores en el entrenamiento de la red.

En este punto cabe recalcar que, dentro del conjunto de datos disponibles, existe una cantidad considerable de datos faltantes. Para algunos de los casos se pueden buscar técnicas para rellenar dichos datos (incluso se puede utilizar parte de la metodología presentada aquí), aunque dentro de este trabajo no se consideró ninguna de estas técnicas, sino simplemente los datos completos. Sin embargo, en algunos de los archivos no existe información útil (e.g. todos los valores del archivo son NaN).

Tomando en cuenta que cada archivo contiene información sobre un día completo, y dado que el intervalo de los archivos proporcionados por iDRHiCA es de dos años y cuatro meses (marzo de 2015 hasta junio de 2017), lo ideal

sería contar con todos los archivos dentro de ese intervalo. Sin embargo, existe una gran cantidad de archivos que no están disponibles, y dentro de los archivos disponibles existe una gran cantidad de información que presenta valores de reflectividad mínimos, que representan ausencia de nubes en las lecturas del radar, y por lo tanto no aportan al entrenamiento del modelo. La 5.2 muestra los archivos faltantes (cuadros negros), archivos cuya información útil es menor al 15% del total del tamaño del archivo (cuadros grises), y archivos cuya información útil supera el 15% del tamaño total del archivo (cuadros blancos).

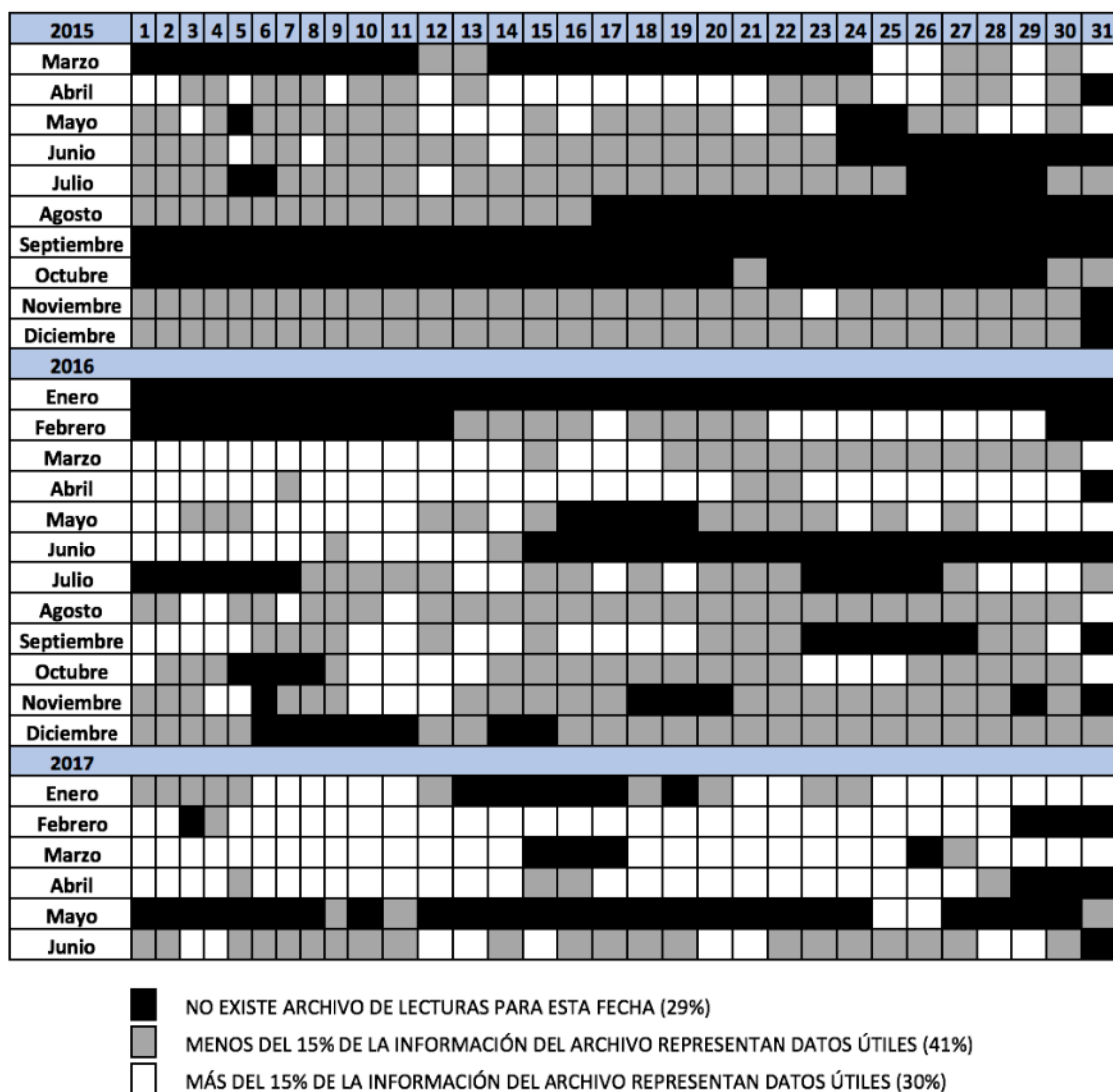


Figura 5.17. Distribución de los archivos y la cantidad de información que aportan para el entrenamiento del modelo.

Después de haber realizado el filtrado de información que no aporta al trabajo, se obtuvo una cantidad considerablemente menor de datos de los que se contaba inicialmente, lo que representa un problema para el entrenamiento del modelo, y que afecta al desempeño del mismo, como se indicará más adelante.

5.3 Aplicación de la metodología

En las secciones posteriores se presentan los resultados de la aplicación de la metodología y los problemas encontrados, así como posibles soluciones a estos problemas. El mayor aporte de la metodología se encuentra en el primer paso, la predicción de imágenes de radar con el modelo de Aprendizaje Profundo, pero también es el que mayores dificultades generó. El segundo paso de la metodología genera nueva información a partir de los resultados obtenidos en el primer paso. Finalmente, en el tercer paso, se interpreta la nueva información generada en el paso dos para evaluarla y tomar decisiones.

5.3.1 Predicción de imágenes futuras de radar

En el modelo presentado, tanto las entradas como las salidas de la red son una secuencia de imágenes, por lo tanto, para probar el modelo se han considerado entradas formadas por doce imágenes continuas de radar (que representan una hora). La salida está formada por una secuencia de imágenes de radar del mismo tamaño, de tal manera que es continua a la secuencia tomada como entrada.

Con los datos disponibles, se procede a la implementación de la arquitectura de la red con las capas ConvLSTM, la misma que se realizó utilizando el lenguaje Python y la librería Keras².

La arquitectura de la red está formada por cuatro capas ConvLSTM, cada una de estas seguidas de una capa de normalización que utiliza la técnica de 'Dropout' con una tasa de 0.2. Finalmente se añade una capa de convolución

² <https://keras.io/>

simple para producir las salidas en el mismo tamaño que las entradas. Encontrar la mejor combinación de los parámetros involucrados en la arquitectura representa una etapa de análisis y pruebas exhaustiva, por lo que en este trabajo se utilizan valores por defectos recomendados en la literatura.

El entrenamiento del modelo, la parte más compleja de este trabajo, se realizó tomando diferentes conjuntos de entrenamiento, por ejemplo, los datos anteriormente mencionados (después del filtrado de los valores NaN) se utilizaron para el primer entrenamiento del modelo. El tamaño de este conjunto de entrenamiento es de aproximadamente 10 000 registros, de los cuales se utilizó el 70% para el entrenamiento, 15% para validación y 15% para prueba.

Después de realizar este primer entrenamiento se revelaron nuevos problemas con el modelo, datos de entrenamiento, capacidad computacional necesaria (que influye directamente en el tiempo de entrenamiento), los mismo que son descritos en la sección 5.4 (Problemas encontrados durante el entrenamiento).

El principal problema con el que se tuvo que lidiar es la cantidad de información útil que finalmente se tiene para el entrenamiento. Después del primer filtro (para eliminar valores NaN), se pensaría que se pueden trabajar con todos los valores resultantes. Sin embargo, durante el proceso realizado en este trabajo se constató que la mayoría (aproximadamente 90%) de estos registros contenían información repetida. Estos datos repetidos se refieren a pares de entrada-salida donde tanto la entrada como la salida muestran matrices con todos sus valores en -31.5 (valor mínimo posible de reflectividad, que representa ausencia de nubes en las lecturas del radar). Si bien es cierto que estos valores deberían formar parte del conjunto de entrenamiento ya que son representativos para el universo de entradas del modelo, no deben formar una parte considerable del conjunto de entrenamiento, sabiendo que por la naturaleza del modelo van a existir infinitas entradas diferentes, las cuales sí deberían ser tomadas en cuenta para que el modelo alcance la capacidad de generalización.



Para los modelos probados inicialmente, se utilizó una computadora con las siguientes características, Procesador: 2,5 GHz Intel Core i5, Memoria: 8 GB 1600 MHz DDR3, con 2 núcleos.

Aunque en modelos pequeños, el tiempo de entrenamiento no era demasiado, al entrenar el primer modelo mencionado en esta sección, se observó que el tiempo de entrenamiento por cada época era de aproximadamente 30 minutos. Ya que en un modelo de redes neuronales se toman normalmente alrededor de 300 épocas para el entrenamiento, el tiempo de entrenamiento de cada modelo es de aproximadamente seis días. Por lo tanto, se vio la necesidad de migrar a una computadora con mayores capacidades. Se utilizó un servidor de iDRHiCA con las siguientes características, servidor HP dl380 gen9, Procesador Intel Xeon E5-2650 v3 (25 M Cache, 2.30 GHz), Memoria: 64 GB, 10 núcleos. Sin embargo, el tiempo de ejecución por época no cambió significativamente, el problema es el procesamiento secuencial de las CPUs. De este modo, se optó por la búsqueda de otras herramientas en la nube para solucionar la problemática. Google Colaboratory³ es un cuaderno de Jupyter⁴ que corre el código enteramente en la nube, enfocado justamente en el desarrollo de aplicaciones de Aprendizaje de Máquinas, provee de recursos para ejecutar código con datos propios. La principal ventaja de esta herramienta es que permite el uso de GPUs de manera gratuita, aunque con ciertas restricciones de memoria (12 GB de memoria de GPU).

El ahorro de tiempo utilizando GPUs es notable, entrenando en promedio cada época mencionada en el modelo anterior, en aproximadamente 30 segundos. Y por lo tanto 300 épocas en 2 horas y 30 minutos, aproximadamente.

Aún con estos inconvenientes que ayudan a entender la naturaleza de los datos en el área de estudio, los resultados alcanzados tras el entrenamiento del modelo son interesantes y se prestan a discusión.

³ <https://colab.research.google.com>

⁴ <https://jupyter.org/>

Aunque para ciertas entradas, los patrones de la salida entregada por el modelo no coinciden con los patrones de la salida esperada (vea figura 5.3), existen también casos donde la salida entregada por el modelo captura los patrones observados en la salida esperada (figura 5.4).

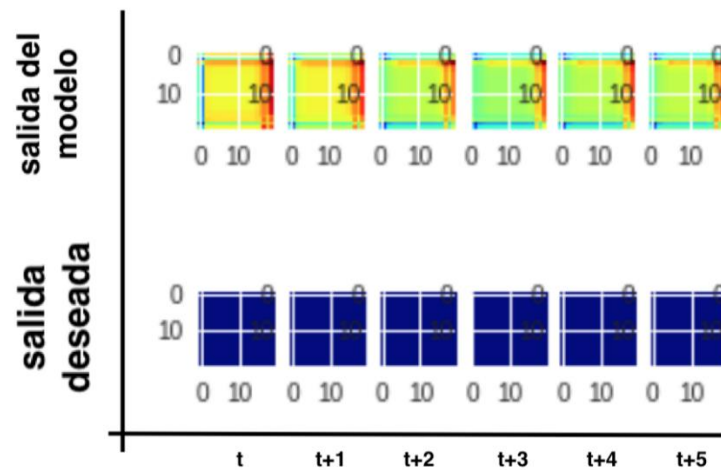


Figura 5.18. Comparación de la salida del modelo con la salida deseada. Se aprecia que la salida del modelo no representa el patrón de la salida deseada.

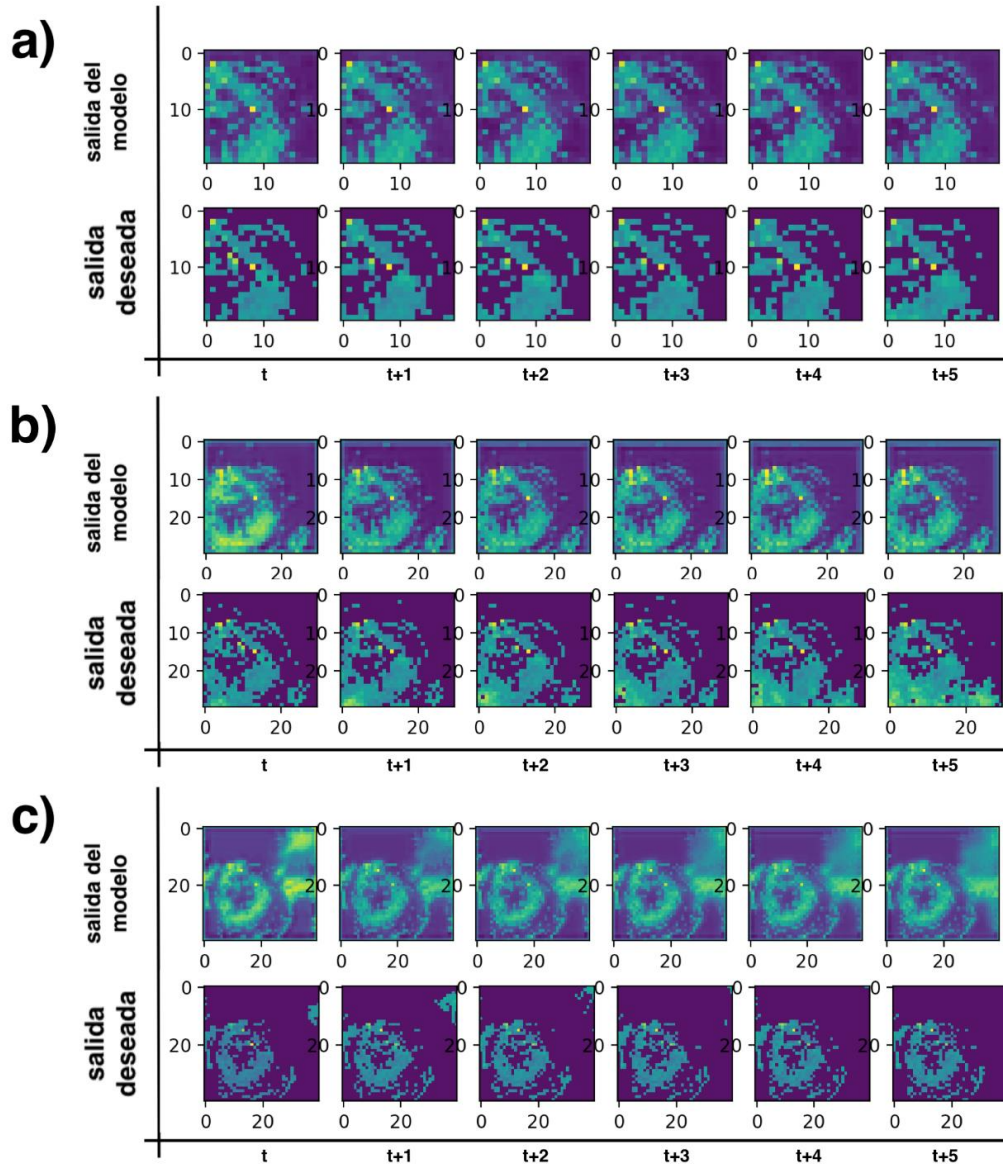


Figura 5.19. Comparación de las salidas del modelo con las salidas deseadas en donde se aprecia que las salidas del modelo han capturado las relaciones y patrones esperados.

De este modo, como se mencionó anteriormente, los resultados se prestan a discusión de cuáles son los factores que afectaron al aprendizaje del modelo, cómo se puede mejorar el rendimiento y qué otras herramientas utilizar. Sin embargo, se aclara que solamente con el trabajo realizado en este documento, no se alcanza un modelo que entregue resultados que puedan ser aplicados en un entorno real.

5.3.2 Transformación de reflectividad a precipitación

La reflectividad y precipitación están relacionadas mediante la fórmula

$$z = A \cdot R^b$$

Donde A y b deben ser determinados para cada tipo de precipitación, pero para el objetivo de este trabajo se utilizan los parámetros de Marshall-Palmer ($A = 200$, $b = 1.6$).

Con estos datos, bajo la utilización de la librería wradlib⁵, es posible convertir la información de las imágenes de radar en valores de precipitación.

El flujo para convertir la reflectividad en valores de precipitación es el siguiente:

- 1) convertir los valores de las imágenes (unidad: dBZ) a valores de factor de reflectividad Z (unidad: mm^6/m^3).
- 2) Convertir a intensidad de precipitación (unidad: mm/h) con los parámetros de Marshall-Palmer.
- 3) Convertir a profundidad de lluvia (unidad: mm), para este último paso es necesario considerar cuántas imágenes se tomarán en cuenta, ya que no puede exceder cierto tiempo.

La librería wradlib proporciona funciones para realizar todos los pasos anteriormente mencionados. Además, los datos resultan útiles en intensidad de precipitación (mm/h) y en profundidad de lluvia (mm). Por lo que queda a disposición de la persona que vaya a hacer uso de los datos determinar cuáles tomar.

5.3.3 Evaluación e interpretación de los datos obtenidos en la transformación de reflectividad a precipitación

Finalmente, los datos resultantes del procesamiento en el paso dos pueden ser procesados e interpretados según la necesidad de los usuarios finales. En este punto, la información resultado del paso anterior puede ser representada para

⁵ <https://wradlib.org/>

pronosticar tasas de lluvia, profundidad de lluvia; y con procesamiento adicional pueden realizarse cálculos para generación hidroeléctrica, caudales de ríos, prevención de desastres como inundaciones o deslizamientos.

5.4 Problemas encontrados durante el entrenamiento

El entrenamiento del modelo fue la parte que más tiempo ocupó de este trabajo debido a los problemas que se ocasionaron durante el proceso. Aunque en el alcance de este documento no se encuentra una solución definitiva a los problemas presentados, se explican los problemas en detalle, cómo afectan al modelo y algunas posibles consideraciones para solucionarlos.

5.4.1 Datos para el entrenamiento

El tamaño del conjunto de entrenamiento, que en principio parecía de un tamaño considerable para un modelo complejo, fue reduciéndose a medida que se filtraban datos que no aportan al entrenamiento. Entre los datos eliminados están los que contienen valores NaN, valores que no tienen ninguna representación numérica y por lo tanto no entregan información de ningún tipo a la investigación. Este tipo de datos se pueden generar por diversas causas, algunas de ellas se mencionan en la sección 2.5.3.

Dentro de los archivos proporcionados, en los casos donde se pierden lecturas de radar (valores NaN), se podrían utilizar técnicas para la recuperación de las imágenes, con imágenes pasadas e imágenes futuras a la pérdida. Sin embargo, existen casos, donde la pérdida es de varias imágenes continuas, por lo que es casi imposible simular dichas secuencias de imágenes.

Finalmente, sobre los datos restantes, se filtraban los pares de entrada-salida con valores en toda la imagen de -31.5 (que representa ausencia de nubes en las lecturas). Esto reducía de manera considerable el tamaño del conjunto de entrenamiento.

Con todos estos filtros, el tamaño del conjunto de entrenamiento se observa bastante reducido para un modelo tan complejo como es un modelo climático,



lo que afecta al aprendizaje de la red al no contar con un conjunto representativo para el universo de posibles entradas al modelo.

Una de las soluciones que parecería obvia es agregar más registros al conjunto de entrenamiento, sin embargo, esperar para la generación de éstos hasta tener un conjunto representativo utilizando el radar presentado en este trabajo necesita de un tiempo considerable. Otra solución podría ser entrenar el modelo con un conjunto de datos externo, lo suficientemente grande para obtener mejores resultados. Sin embargo, esto no solucionaría el problema del todo, ya que conjuntos de datos externos no tendrían los mismos patrones que los estudiados en este documento, debido en parte a la altura a la que se encuentra el radar CAXX (ubicado a más altura a nivel mundial), por lo que también se tendría que evaluar la exactitud del uso de datos externos.

5.4.2 Capacidad computacional necesaria para entrenar el modelo

La capacidad computacional necesaria surgió como otro problema a superar durante el entrenamiento del modelo. Con el conjunto de datos disponible se pueden realizar modificaciones ligeras para generar más información que alimente a la red. Sin embargo, en este tipo de modelos el tamaño de la información necesaria está en el orden de los gigabytes, por lo que es necesario disponer de un computador capaz de procesar dicha cantidad de información.

Además, el entrenamiento en CPUs se torna demasiado lento debido a la naturaleza secuencial en que se procesan las instrucciones. Por su parte, los GPUs procesan la información de manera paralela, por lo que el tiempo de entrenamiento es considerablemente menor. De esta manera, el uso de éstos en el entrenamiento de un conjunto de datos más grande es altamente recomendado.

Capítulo 6 . Conclusiones y Trabajo Futuro

Como se ha presentado a lo largo del documento, la aplicación de técnicas de Aprendizaje Profundo para generar pronósticos de modelos complejos, como son los modelos climáticos, presenta resultados interesantes. La combinación de las técnicas de Aprendizaje Profundo utilizadas en la realización de la metodología propuesta, *Convolutional Neural Networks* y *Long Short-Term Memory*, actualmente representan el estado del arte en la predicción inmediata de precipitación.

El modelado climático y la precipitación son factores utilizados en sectores estratégicos como la investigación e industria. La investigación ha intentado desde hace mucho tiempo modelar los cambios que se producen en la atmósfera, de manera que esos modelos permitan predecir fenómenos generados por estos cambios. El campo de la industria aprovecha las predicciones de precipitación para generar una planificación de los recursos de los que disponen. De esta manera, la predicción de precipitación permite generar planificación de generación hidroeléctrica, predicción de caudales de ríos, captación y almacenamiento de agua para cultivos y consumo, entre algunos de los principales usos que se daría a las predicciones de precipitación en el área de estudio.

El principal aporte de este estudio es un modelo de Aprendizaje Profundo que predice imágenes de radar meteorológico, en un área de estudio reducida con respecto al alcance del radar CAXX, debido al tamaño de los archivos originales y la capacidad computacional necesaria para procesarlos. A pesar que el modelo presentado en este trabajo tiene que ser mejorado para entregar resultados que puedan ser usados en entornos reales, se ha demostrado que es capaz de ‘aprender’ relaciones y patrones complejos en las imágenes de radar utilizadas para el entrenamiento y pruebas. En combinación con transformaciones aplicadas a las imágenes resultantes del modelo, se obtiene pronósticos de lluvia que puede ser procesada e interpretada para ser presentada a usuarios finales.



Ya que este trabajo ha sido la primera aproximación a la manipulación de los datos del radar CAXX, a lo largo del estudio se encontraron problemas que no estaban contemplados en un inicio. Los problemas encontrados que representan la mayor dificultad para continuar con el avance del modelo propuesto son: 1) el conjunto de datos disponibles para el entrenamiento de la red no es representativo y, 2) la capacidad computacional necesaria para el entrenamiento del modelo con entradas y salidas que representen un área de estudio más extensa.

Después de filtrar la información que no aporta al aprendizaje del modelo, se concluye que el conjunto de datos disponibles para el entrenamiento no es representativo para el universo de entradas que existen. Es por esto, que el modelo no logra capturar la totalidad de patrones del conjunto de prueba. Por esta razón, en futuros trabajos se podría evaluar el uso de conjuntos de datos externos para el entrenamiento del modelo.

Extender el área de estudio representa un crecimiento potencial del conjunto de entrenamiento, generando archivos con tamaños que necesitan de computadores de altas prestaciones para procesarlos; por lo que dentro de este trabajo, no se ha podido realizar experimentos con áreas de estudio más grandes. Sin embargo, como trabajo futuro se propone el uso de computadoras con mayores capacidades para entrenar modelos que contemplen una mayor área de estudio, ya que se conjetura que podrían entregar mejores resultados.

Además, se propone como trabajo futuro el uso de datos en suelo (lecturas de redes de pluviómetros), para completar el paso 2 de la metodología propuesta. En este sentido, el paso dos de la metodología consiste en transformar la información de reflectividad de las imágenes en tasas de precipitación mediante la aplicación de fórmulas encontradas en la literatura. Comparar los datos tomados en el suelo, con los resultados obtenidos al transformar directamente las imágenes para evaluar el error existente se propone como trabajo futuro. La evaluación de los resultados obtenidos con los datos de las estaciones disponibles por iDRHiCA no representaría de manera fiel la realidad



debido al uso de valores arbitrarios de los parámetros A y b de la ecuación que relaciona la reflectividad con la precipitación.

Además, se plantea el análisis de los parámetros del modelo de Aprendizaje Profundo utilizado y la búsqueda una mejor configuración. En este sentido, en la literatura (Talathi, 2015), (Nakisa et al., 2018), se maneja el concepto de optimización de hiper-parámetros (*hyperparameter optimization*), que se plantea utilizar a futuro para encontrar la configuración de parámetros que permita obtener mejores resultados en un modelo determinado.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Abraham, A. (2005). Artificial Neural Networks. En *Handbook of Measuring System Design*. American Cancer Society. <https://doi.org/10.1002/0471497398.mm421>
- Aloysius, N., & Geetha, M. (2017). A review on deep convolutional neural networks. En *2017 International Conference on Communication and Signal Processing (ICCSP)* (pp. 0588-0592). <https://doi.org/10.1109/ICCSP.2017.8286426>
- Bendix, J., Fries, A., Zárate, J., Trachte, K., Rollenbeck, R., Pucha-Cofrep, F., ... Achilles, S. (2017). RadarNet-Sur First Weather Radar Network in Tropical High Mountains. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 98(6), 1235-1254. <https://doi.org/10.1175/BAMS-D-15-00178.1>
- Buytaert, W., Céleri, R., De Bièvre, B., Cisneros, F., Wyseure, G., Deckers, J., & Hofstede, R. (2006). Human impact on the hydrology of the Andean páramos. *Earth-Science Reviews*, 79(1), 53-72. <https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2006.06.002>
- Campozano, L., Céleri, R., Trachte, K., Bendix, J., & Samaniego, E. (2016). Rainfall and Cloud Dynamics in the Andes: A Southern Ecuador Case Study [Research article]. <https://doi.org/10.1155/2016/3192765>
- Deng, L., & Yu, D. (2014). Deep Learning: Methods and Applications. *Foundations and Trends® in Signal Processing*, 7(3-4), 197-387. <https://doi.org/10.1561/20000000039>
- Fukushima, K. (1980). Neocognitron: A self-organizing neural network model for a mechanism of pattern recognition unaffected by shift in position. *Biological Cybernetics*, 36(4), 193-202. <https://doi.org/10.1007/BF00344251>
- Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep Learning*. MIT Press. Recuperado de <http://www.deeplearningbook.org>
- Grover, A., Kapoor, A., & Horvitz, E. (2015). A Deep Hybrid Model for Weather Forecasting (pp. 379-386). ACM Press. <https://doi.org/10.1145/2783258.2783275>
- He, X., & Xu, S. (2009). *Process neural networks: theory and applications*. Hangzhou: Zhejiang Univ. Press.
- Hochreiter, S., & Schmidhuber, J. (1997). Long Short-Term Memory. *Neural Comput.*, 9(8), 1735-1780. <https://doi.org/10.1162/neco.1997.9.8.1735>
- Jain, A. K., Mao, J., & Mohiuddin, K. M. (1996). Artificial neural networks: a tutorial. *Computer*, 29(3), 31-44. <https://doi.org/10.1109/2.485891>
- LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *Nature*, 521(7553), 436-444. <https://doi.org/10.1038/nature14539>
- LeCun, Y., Boser, B. E., Denker, J. S., Henderson, D., Howard, R. E., Hubbard, W. E., & Jackel, L. D. (1990). Handwritten Digit Recognition with a Back-Propagation Network. En D. S. Touretzky (Ed.), *Advances in Neural Information Processing Systems 2* (pp. 396-404). Morgan-Kaufmann. Recuperado de <http://papers.nips.cc/paper/293-handwritten-digit-recognition-with-a-back-propagation-network.pdf>



- Lecun, Y., Bottou, L., Bengio, Y., & Haffner, P. (1998). Gradient-based learning applied to document recognition. *Proceedings of the IEEE*, 86(11), 2278-2324. <https://doi.org/10.1109/5.726791>
- Mandic, D. P., & Chambers, J. (2001). *Recurrent Neural Networks for Prediction: Learning Algorithms, Architectures and Stability*. New York, NY, USA: John Wiley & Sons, Inc.
- Marshall, J. S., Langille, R. C., & Palmer, W. M. K. (1947). Measurement of rainfall by radar. *Journal of Meteorology*, 4(6), 186-192. [https://doi.org/10.1175/1520-0469\(1947\)004<0186:MORBR>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0469(1947)004<0186:MORBR>2.0.CO;2)
- McCulloch, W. S., & Pitts, W. (1943). A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *The Bulletin of Mathematical Biophysics*, 5(4), 115-133. <https://doi.org/10.1007/BF02478259>
- Minsky, M. L., & Papert, S. (1972). *Perceptrons: An Introduction to Computational Geometry*. MIT Press.
- Qiu, M., Zhao, P., Zhang, K., Huang, J., Shi, X., Wang, X., & Chu, W. (2017). A Short-Term Rainfall Prediction Model Using Multi-task Convolutional Neural Networks (pp. 395-404). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICDM.2017.49>
- Rosenblatt, F. (1958). The Perceptron: A Probabilistic Model for Information Storage and Organization in The Brain. *Psychological Review*, 65–386.
- Salman, A. G., Kanigoro, B., & Heryadi, Y. (2015). Weather forecasting using deep learning techniques (pp. 281-285). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICACSIS.2015.7415154>
- Samuel, A. L. (1959). Some Studies in Machine Learning Using the Game of Checkers. *IBM Journal of Research and Development*, 3(3), 210-229. <https://doi.org/10.1147/rd.33.0210>
- Shen, C. (2017). A trans-disciplinary review of deep learning research for water resources scientists, 45.
- Shen, C., Laloy, E., Albert, A., Chang, F.-J., Elshorbagy, A., Ganguly, S., ... Tsai, W.-P. (2018). HESS Opinions: Deep learning as a promising avenue toward knowledge discovery in water sciences. *Hydrology and Earth System Sciences Discussions*, 1-21. <https://doi.org/10.5194/hess-2018-168>
- Shi, X., Chen, Z., Wang, H., Yeung, D.-Y., Wong, W., & WOO, W. (2015). Convolutional LSTM Network: A Machine Learning Approach for Precipitation Nowcasting, 9.
- Shi, X., Gao, Z., Lausen, L., Wang, H., Yeung, D.-Y., Wong, W., & WOO, W. (2017). Deep Learning for Precipitation Nowcasting: A Benchmark and A New Model, 11.
- Springenberg, J. T., Dosovitskiy, A., Brox, T., & Riedmiller, M. (2014). Striving for Simplicity: The All Convolutional Net. *arXiv:1412.6806 [cs]*. Recuperado de <http://arxiv.org/abs/1412.6806>
- Srivastava, N., Hinton, G., Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Salakhutdinov, R. (2014). Dropout: A Simple Way to Prevent Neural Networks from Overfitting. *J. Mach. Learn. Res.*, 15(1), 1929–1958.
- Turing, A. M. (1950). I.—COMPUTING MACHINERY AND INTELLIGENCE. *Mind*, LIX(236), 433-460. <https://doi.org/10.1093/mind/LIX.236.433>



Voosen, P. (2017). The AI detectives. *Science*, 357(6346), 22-27. <https://doi.org/10.1126/science.357.6346.22>

William Hsieh. (2009). *Machine Learning Methods in the Environmental Sciences: Neural Networks and Kernels*. Cambridge: Cambridge University Press.

Xie, H., Zhang, X., Yu, B., & Sharif, H. (2011). Performance evaluation of interpolation methods for incorporating rain gauge measurements into NEXRAD precipitation data: a case study in the Upper Guadalupe River Basin. *Hydrological Processes*, 25(24), 3711-3720. <https://doi.org/10.1002/hyp.8096>

Zhang, G., Eddy Patuwo, B., & Y. Hu, M. (1998). Forecasting with artificial neural networks: *International Journal of Forecasting*, 14(1), 35-62. [https://doi.org/10.1016/S0169-2070\(97\)00044-7](https://doi.org/10.1016/S0169-2070(97)00044-7)